

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
ОДЕСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ ЕКОЛОГІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Гідрометеорологічний інститут  
Кафедра Автоматизованих систем  
моніторингу навколишнього  
середовища

**МАГІСТЕРСЬКА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА**

на тему: Удосконалення обробки та аналізу метеорологічної інформації у вигляді  
часових рядів автоматизованих метеорологічних інформаційних систем.

Виконав студент 2 курсу групи МАГ-18  
спеціальності 103 Науки про Землю  
Бурлак Ярослав Ігорович

Керівник к.т.н., доц.  
Гор'єв Сергій Адольфович

Консультант \_\_\_\_\_

Рецензент к.геогр.н.доц.  
Лужбін Анатолій Михайлович

Одеса 2019

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
ОДЕСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ ЕКОЛОГІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Інститут, факультет \_\_\_\_\_ ГМІ \_\_\_\_\_  
Кафедра \_\_\_\_\_ АСМНС \_\_\_\_\_  
Освітньо-кваліфікаційний рівень магістр \_\_\_\_\_  
Напрямок підготовки 6.040105 – гідрометеорологія \_\_\_\_\_  
(шифр і назва)

**ЗАТВЕРДЖУЮ**  
Завідувач кафедри АСМНС

“\_\_\_\_\_” \_\_\_\_\_ Перелигін Б.В.  
\_\_\_\_\_ 2019 року

**З А В Д А Н Н Я**  
**НА МАГІСТРСЬКУ РОБОТУ СТУДЕНТУ**

Бурлак Я. І.

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Удосконалення обробки та аналізу метеорологічної інформації у вигляді часових рядів автоматизованих метеорологічних інформаційних систем  
керівник роботи Гор'єв Сергій Адольфович к.т.н., доцент,

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом вищого навчального закладу від \_\_\_\_\_

2. Строк подання студентом роботи \_\_\_\_\_ 2019 р.

3. Вихідні дані до роботи. Одержувана від автоматичних метеорологічних станцій загального й спеціального призначення метеорологічна інформація звичайно являє собою сукупність синхронізованих часових рядів метеорологічних величин. У процесі роботи використати метеодані АМС «Погода» й АМОС-АВІО

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити) 1. Формування часових рядів метеорологічних величин

2. Математичні методи розрахунку статистичних характеристик часових рядів

3. Методи виділення загальної тенденції часового ряду

4. Розробка програмного забезпечення обробки й аналізу статистичних характеристик часових рядів приземної температури повітря.

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень)

Електронна презентація дипломної роботи

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв

7. Дата видачі завдання \_\_\_\_\_ 2019 року

### КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ п/п	Назва етапів дипломної роботи	Термін виконання етапів роботи	Оцінка виконання етапу	
			у %	за 4-х бальною шкалою
1	Одержання завдання на виконання дипломної роботи			Добре
2	Пошук та підбір літератури та інших джерел інформації			Добре
3	Проведення аналізу предметної області і написання першого розділу пояснювальної записки до дипломної роботи			Добре
4	Розробка моделі в заданій предметній області і написання другого розділу пояснювальної записки до дипломної роботи			Добре
5	Розробка програмного коду моделі і написання третього розділу пояснювальної записки до дипломної роботи			Добре
6	Проведення дослідження розробленої моделі і написання четвертого розділу пояснювальної записки до дипломної роботи			Добре
7	Виготовлення презентації			Добре
8	Друкування пояснювальної записки			Добре
9	Одержання висновку керівника дипломної роботи			Добре
10	Проходження нормативного контролю			Добре
11	Переплетіння пояснювальної записки			Добре
12	Одержання рецензії			Добре
13	Одержання висновку кафедри про допуск роботи до захисту			Добре
14	Здача готової дипломної роботи і документів секретарю ДЕК			Добре
	Інтегральна оцінка виконання етапів календарного плану (як середня за етапами)			Добре

Студент \_\_\_\_\_ Бурлак Я. І. \_\_\_\_\_  
( підпис ) ( прізвище та ініціали )

Керівник роботи \_\_\_\_\_ Гор'єв С. А. \_\_\_\_\_  
( підпис ) ( прізвище та ініціали )

## АНОТАЦІЯ

Представлена робота Бурлака Ярослава Ігоровича на тему «Удосконалення обробки та аналізу метеорологічної інформації у вигляді часових рядів автоматизованих метеорологічних інформаційних систем».

Мета магістерської роботи – розглянути метеорологічні дані на автоматичних метеорологічних станціях та аналіз статистичних характеристик часових рядів приземної температури повітря

Для досягнення зазначеної мети необхідно вирішення наступних завдань:

- ознайомитись з глобальними системами спостережень;
- формування часових рядів метеорологічних параметрів;
- підібрати необхідні матеріали для реалізації завдання;
- встановити та осягоїти програмне забезпечення «Matlab».

У своїй магістерській роботі я розглядав метеорологічні станції, як вони працюють, що можна поліпшити в сучасних метеорологічних станціях, проводив аналіз статистичних характеристик часових рядів.

Встановлене на кафедрі АСМНС програмне забезпечення Matlab дозволяє проводити аналіз часового ряду.

Магістерська робота містить: 81 с., рис. 40, табл. 1, додатки 14, використаних літературних джерел 25.

**КЛЮЧОВІ СЛОВА:** метеорологічна станція, метеорологічні дані, розрахунки, часові ряди, аналіз, статистика.

## SUMMARY

The topic of this thesis, made by Burlak Yaroslav Igorovich is “Improvement of processing and analysis of meteorological information in the form of time series of automated meteorological information systems.”

The purpose of the master's thesis is to review meteorological data at automatic meteorological stations and to analyze the statistical characteristics of the time series of surface air temperature

To achieve this goal, you need to solve the following problems:

- get acquainted with global observation systems;
- formation of time series of meteorological parameters;
- to select the necessary materials for the task;
- install and master Matlab software.

In my master's thesis I considered meteorological stations, how they work, what can be improved in modern meteorological stations, analyzed statistical characteristics of time series.

Matlab software installed at the ASMNS department allows to analyze the time series.

The master's thesis contains: 81 pages, fig. 40, Table. 1, Annex 14, used literature sources 25.

**KEYWORDS:** meteorological station, meteorological data, calculations, time series, analysis, statistics.

## ЗМІСТ

ВСТУП.....	5
1 МЕТЕОРОЛОГІЧНІ ДАНІ АВТОМАТИЧНИХ МЕТЕОРОЛОГІЧНИХ СТАНЦІЙ.....	7
1.1 Глобальна система спостережень.....	7
1.2 Автоматичні метеорологічні станції загального призначення.....	14
2 МАТЕМАТИЧНІ МЕТОДИ РОЗРАХУНКУ СТАТИСТИЧНИХ ХАРАКТЕРИСТИК ЧАСОВИХ РЯДІВ.....	23
2.1 Статистичні характеристики часових рядів і методи їх розрахунку	23
2.2 Методи виділення тренда часових рядів.....	25
2.2.1 Метод ковзних середніх.....	28
2.2.2 Медіанне згладжування.....	30
2.2.3 Метод експоненціального згладжування.....	30
2.2.4 Процедура сезонного експоненціального згладжування.....	32
2.2.5 Частотні фільтри.....	35
3 АНАЛІЗ СТАТИСТИЧНИХ ХАРАКТЕРИСТИК ЧАСОВИХ РЯДІВ ПРИЗЕМНОЇ ТЕМПЕРАТУРИ ПОВІТРЯ.....	37
3.1 Згладжування ряду методами змінного середнього.....	45
3.2 Виділення залишку - випадкова компонента часового ряду.....	49
4 ПОРЯДОК АНАЛІЗУ ЧАСОВИХ РЯДІВ.....	54
4.1 Статистичні характеристики часового ряду.....	63
4.2 Аналіз залишку часового ряду, після виключення (віднімання) параметричного тренда часового ряду.....	68
ВИСНОВКИ.....	72
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ.....	73
Додаток А.....	75
Графічна частина магістерської роботи.....	75

## ВСТУП

Температура повітря у поверхні землі є однією з найважливіших метеорологічних величин. Без знання фактичного значення цієї метеорологічної величини, а також її прогностичного значення важко собі уявити життя і господарську діяльність сучасного суспільства. У своєму повсякденному житті ми цікавимося прогностичним її значенням ввечері, плануючи як свій одяг, так і свою роботу, якщо вона буде протікати на відкритому повітрі. Вранці ми з'ясовуємо фактичне значення цієї температури, тим самим уточнюючи її прогностичне значення. У своїй господарській діяльності важко собі уявити той випадок, коли цей метеорологічний параметр або його прогноз різної завчасності не враховувався б в тій чи іншій мірі. Це комунальні служби, авіація, дорожні служби, прогностичні підрозділи гідрометеослужби, будівництво, енергетика і багато інших видів господарської діяльності.

Все вище сказане визначає важливість і актуальність дослідження «поведінки» часових рядів приземних значень температури повітря і цим же визначається актуальність і практична значущість даної роботи.

При дослідженні приземної температури атмосферного повітря можливо як розгляд двомірних полів цієї метеорологічної величини, так і часових рядів значень приземної температури повітря, яка вимірюється в одному пункті. У даній роботі розглядалися тільки часові ряди приземної температури повітря, виміряні за допомогою сучасних автоматичних метеорологічних станцій (АМС). Використання сучасних АМС дозволяє отримувати інформацію про зміну метеорологічних параметрів атмосфери, починаючи від кількох секунд і закінчуючи годинами і цілодобово в залежності від вимоги замовника [1].

Другою особливістю даної роботи є відмова від розгляду кліматичних характеристик приземної температури повітря, що вимагають наявності довгих часових рядів цієї величини (при цьому дискретність вимірювань може бути досить великий), а зосередити свою увагу на дослідженні відносно невеликих (по тривалості загального часу вимірювання) часових рядах, але з малою дискретністю. Така можливість з'явилася з впровадженням в метеорологічну практику АМС. Це дозволило зменшити дискретність вимірювань до 10 секунд отримати і проаналізувати статистичні та інші характеристики часових рядів значень приземної температури повітря.

В якості окремого предмета дослідження в даній роботі розглянуті можливості виконання поточного прогнозування приземної температури повітря. Вивчення передбачуваності процесів в атмосфері можливо з використанням різних методів. Зокрема, для дослідження часових рядів метеорологічних величин, одержуваних за допомогою АМС, можуть бути використані аналітичні та статистичні моделі. У даній роботі розглядаються можливості використання тільки аналітичних методів до проведення поточного прогнозу значень приземної температури [2].



# 1 МЕТЕОРОЛОГІЧНІ ДАНІ АВТОМАТИЧНИХ МЕТЕОРОЛОГІЧНИХ СТАНЦІЙ

## 1.1 Глобальна система спостережень

Глобальна система спостережень (GOS - Global Observing System) здійснює вимірювання численних параметрів атмосфери і поверхні для вирішення наукових і прикладних проблем в інтересах різних наук про Землю - метеорології, океанології, кліматології і т.д. Відзначимо, що ця система постійно вдосконалюється і доповнюється в зв'язку з тим, що багато оптимальні вимоги по вимірах різних характеристик атмосфери і поверхні в даний час ще не вдається виконати (рис.1.1).

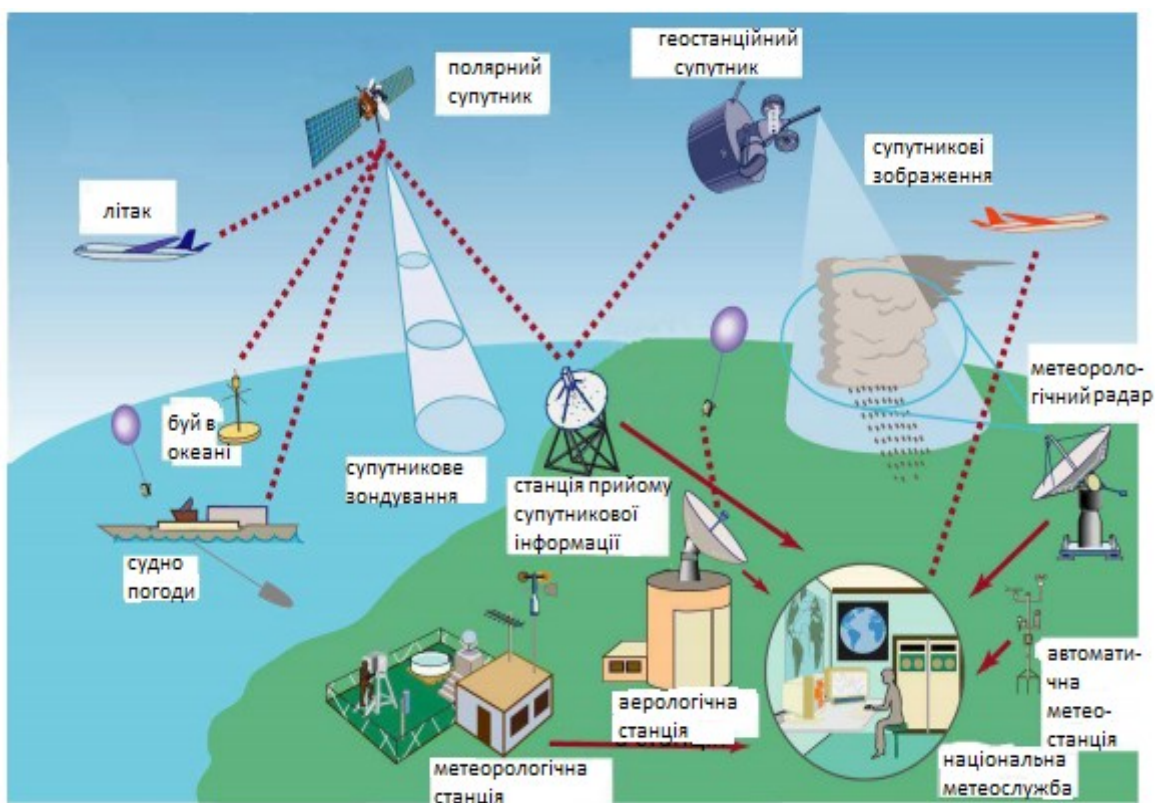


Рисунок 1.1- Система глобальних спостережень

Основні складові цієї системи складаються з наступних підсистем (рис. 1.1):

- наземних метеорологічних і автоматичних метеорологічних станцій;
- аерологічних станцій (станцій радіозондування);
- мережі метеорологічних радіолокаційних спостережень,
- систем морських спостережень (комерційні та науково-дослідні судна (Судна-погоди), буї різного типу);
- систем літакових спостережень;
- супутникової системи (оперативні полярні і геостационарні супутники, дослідницькі супутники, міжнародна космічна станція (МКС));
- інших систем спостережень;
- станцій прийому супутникової інформації;
- центрів обробки, систематизації та зберігання даних вимірювань;
- центрів метеослужби (національних, регіональних і міжнародних).

В даний час в систему глобальних спостережень входять більш ніж 10000 наземних станцій спостережень (в тому числі автоматичних), ~ тисячі станцій аерологічної зондування, понад 7000 суден, 100 стаціонарних і ~ 1000 плаваючих буїв, сотні радіолокаційних станцій і більше 3000 комерційних літаків зі спеціальним обладнанням вимірюють ключові параметри атмосфери, суші і океану щодня. Ці виміри доповнюються вимірами з космосу за допомогою оперативних полярних і геостационарних супутників, а також науково-дослідних супутників.

Система наземних (метеорологічних) спостережних станцій на кінець 2004 року включала близько 11000 станцій на суші, що вимірюють періодично (через 1-3 години) приземні тиск, температуру, відносну вологість, швидкість і напрямок вітру, а також ряд характеристик поверхні. Частина цих станцій автоматичні, а частина - обслуговуються. Близько 1000 спеціально відібраних станцій проводять спостереження в рамках Глобальної системи спостережень клімату [3].

Похибки різних сучасних систем спостережень детально описані в звіті ВМО . Ці похибки залежать від методів вимірювань, що використовуються приладів, стану атмосфери, часу експозиції і т.д. В даний час основні метеорологічні величини вимірюються у поверхні землі з похибками: температура - 0.1-0.2 К, тиск - 0.1-0.3 мб, відносна вологість 3-5%

Система наземних кліматичних спостережень (GCOS) ілюструється рис. 1.2.

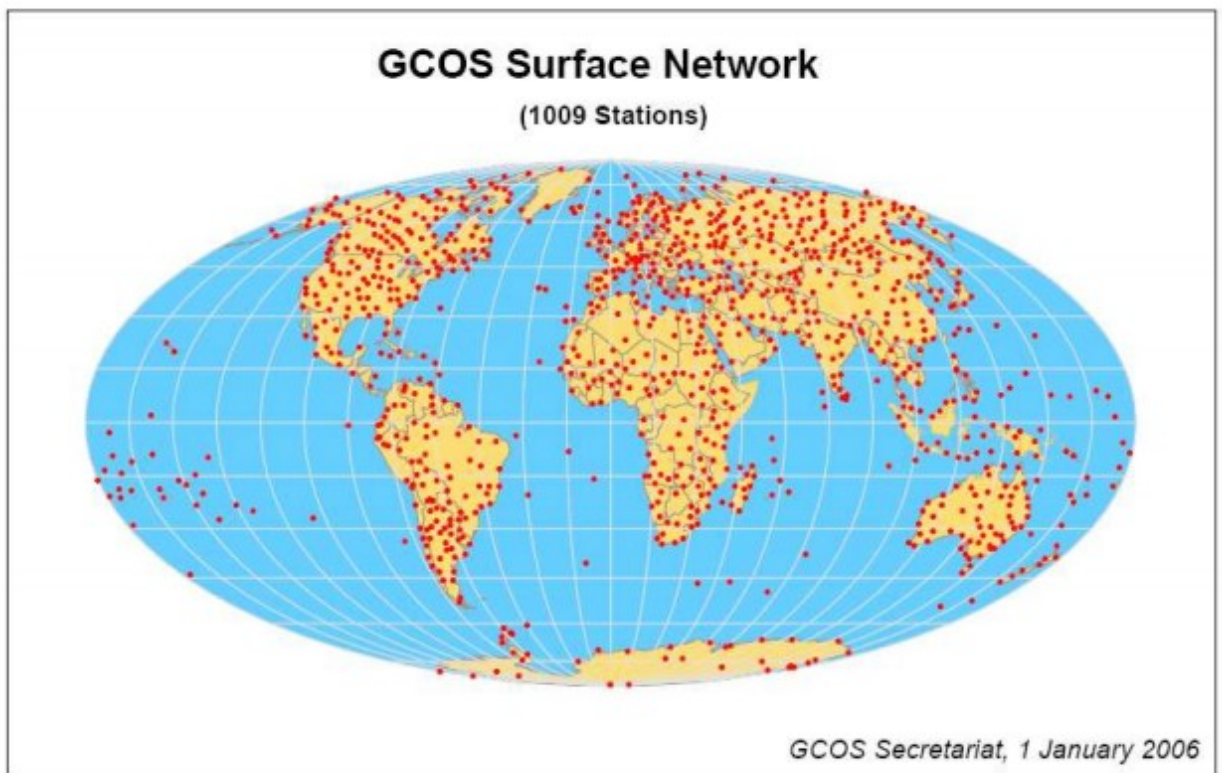


Рисунок 1.2 - Положення наземних станцій для досліджень клімату Землі

Зазначені кліматологічні станції були обрані з багатьох тисяч існуючих метеорологічних станцій спостереження для вимірювань основних параметрів, перш за все, температури і опадів. Система аерологічних (радіозондових) станцій включає близько 1000 станцій, здійснюють від 1-2 рази до 4-х разів на добу вимірювання вертикальних профілів тиску, температури, вологості, швидкості і напрямку вітру до висот  $\sim 30$  км. Дві третини цих станцій здійснюють вимірювання в 0000 UTC and 1200 UTC (UTC – Universal Time, Coordinated; час за Гринвічем). Приблизно 100-200

станцій здійснюють виміру 1 раз на добу. Автоматичної радіозондової системою (ASAP – Automated Shipboard Aerological Programme) обладнані приблизно 15 кораблів в Північній Атлантиці. На рис. 1.3 вказані положення станцій цієї системи спостережень. Частина станцій аерологічної зондування включена в мережу Глобальної системи спостережень клімату.



Рисунок 1.3-Розташування систем аерологічної (радіозондового) зондування атмосфери.

Міжнародні порівняння вимірювань різними радіозондами показали, що найдосконаліші радіозонди вимірюють профіль температури в нічний час з похибкою  $\pm 0,2$  К щодо обраного стандарту. Приблизно така ж картина спостерігається і при вимірах днем в тропосфері, але в стратосфері неузгодженості досягають 0,5 К. Випадкові похибки вимірювань температури менше 0,2 до і менше 0,3 К до днем в тропосфері і нижній стратосфері. Сонячне нагрівання призводить до істотним систематичних помилок, які важко виключити при тиску менше 100 мб.

Досягнуто значного прогресу в вимірах атмосферного тиску. Відносні неузгодженості вимірювань різних радіозондів складають  $\pm 0,1\%$  на висотах до 5 км,  $\pm 0,3\%$  на 16 км ( $\sim 100$  мб) і досягають  $\pm 12\%$  на висоті 31 км ( $\sim 10$  мб).

Точні вимірювання вологості атмосфери є найбільш важкими. Їх похибки залежать від величини відносної вологості, температури сонячного опромінення, збурень, обумовлених як водяними краплями, так і розчинними органічними компонентами. Крім того, виникають труднощі вимірювань в зв'язку з швидкими змінами вологості, особливо при проходженні радіозонда хмар. В звіті вказується, що вимірювання з найбільш надійними радіозонда дали згода в значеннях відносної вологості в межах  $\pm 2\%$  до висот 14 км. Однак спостерігаються великі систематичні відмінності відносної вологості і в нічний, і в денний час. При температурах вище  $40^{\circ}\text{C}$  максимальні відмінності від вимірювань обраного стандарту можуть становити 10%. У денний час багато радіозонди мають систематичні відмінності в 10-20% при температурах менше  $40^{\circ}\text{C}$ . Стандартні відхилення в значеннях відносної вологості зазвичай відносно невеликі при температурах вище  $40^{\circ}\text{C}$  - менше 5%, що говорить про те, що випадкові похибки в вимірах відносної вологості багато менше, ніж систематичні [4].

Наведемо, як конкретного прикладу, основні характеристики вимірювань основних метеовеличин за допомогою радіозонда Vaisala Radiosonde RS92-SGP .

Температура: діапазон вимірювань:  $(+60 \div - 90)^{\circ}\text{C}$ , дозвіл:  $0,1^{\circ}\text{C}$ , абсолютна точність (загальна невизначеність):  $0,5^{\circ}\text{C}$ , повторюваність (відтворюваність) при калібрування:  $0,15^{\circ}\text{C}$ , відтворюваність при зондуванні:  $0,2^{\circ}\text{C}$  (в діапазоні 1080-100 мб);  $0,3^{\circ}\text{C}$  (в діапазоні 100-20 мб);  $0,5^{\circ}\text{C}$  (в діапазоні 20-3 мб).

Вологість: діапазон вимірювань: 0-100%, дозвіл: 1%, загальна невизначеність: 5%, повторюваність при калібрування: 2%, повторюваність при зондуванні: 2%.

Тиск: діапазон вимірювань: 1080-3 мб, дозвіл: 0.1 мб, повна невизначеність: 1 мб (в діапазоні 1080-100 мб); 0.6 мб (в діапазоні 100-3 мб), повторюваність при калібрування: 0.4 мб (в діапазоні 1080-100 мб), 0.3 мб (в діапазоні 100-3 мб).

Нарешті, відзначимо, що сучасні радіозонди (наприклад, радіозонд Vaisala RS 80-15 L) вимірюють швидкість вітру з похибками 1-2 м / с, напрямок вітру  $\sim 5^\circ$ .

Більш повна інформація про погрішності метеорологічних наземних і радіозондуючих вимірювань міститься, наприклад, в звітах .

Система морських спостережень включає вимірювання на дрейфуючих і закріплених буях, спливаючих буях, стаціонарних платформах, а також на кораблях. Крім метеорологічних вимірювань, аналогічних проведеним на наземних наглядних станціях, вони постачають таку важливу інформацію, як температура поверхні води, період, висота хвиль і т.д. На рис. 1.3 наведені карти розташування буїв в 2003 і 2009 рр. У лютому 2009 року діяло 549 буїв, вимірювали тиск у поверхні із загального числа тисячі сто двадцять дві буя. Червоні індикатори показують буї, вимірюють температуру води, сині - температуру і тиск, жовті - температуру, тиск і вітер.

Типові помилки вимірювань різних метеорологічних величин на буях наведені . Вони складають: температура поверхні води –  $0,5^\circ\text{C}$ , тиск повітря - 1 мб, температура повітря -  $1^\circ\text{C}$ , швидкість вітру - 1 м / с або 10%, напрямок вітру - 15 градусів, температура води під поверхнею -  $0,5^\circ\text{C}$ , швидкість течій - 2 см/с. Наведемо також для прикладу похибки вимірювань різних параметрів з допомогою буя Met. Satellite 2300 фірми Marine Data Service :  
напрямок вітру:  $\pm 2$  градуси, швидкість вітру:  $\pm 2\%$ , вологість:  $\pm 2\%$ , температура повітря:  $\pm 0,5^\circ\text{C}$ , тиск повітря:  $\pm 0,15$  мб, швидкість течій:  $\pm 1\%$ , напрямок течій:  $\pm 3\%$ .

Ці буї в ряді випадків проводять також вимірювання кількості розчиненого кисню в воді, провідність води, її солоність, температуру води, значення кислотності (водневий показник pH), каламутність води, вміст нітратів, амонітів, хлоридів .

З початку 2000-х років функціонує система спливаючих буїв (програма ARGO) в якій беруть участь понад 50 відомств з 26 країн . В даний час число цих буїв перевищує 3000. Функціонування цієї системи скоординовано з



топографічними дослідженнями супутників Topex / Poseidon і Jason 1. Буї ARGO дрейфують на глибині близько 1000 м протягом 10 днів. Далі протягом 2 годин вони здійснюють вертикальне сканування товщі води від 2000 м до поверхні і вимірюють вертикальні профілі тиску, температури і солоності води. потім вони залишаються на поверхні протягом ~ 10 годин і передають зібрані дані вимірювань з допомогою супутників на наземні станції, дозволяючи також супутникам визначати їх руху. Після цього вони знову опускаються на глибину ~ 1000 м, і цикл повторюється. Ряд буїв цієї системи має додаткове обладнання, наприклад, для вимірювань кількості розчиненого у воді кисню [5].

Число кораблів, що беруть участь в океанічних спостереженнях в даний час, близько 7000. Приблизно 40% з них здійснюють спостереження безперервно. Плаваючі буї - їх близько 1200 - дають більше 27 000 спостережень температури поверхні моря в день. Половина з цих буїв дає також тиск у поверхні морів - 14000 звітів за день. На Рисунок. 6 приведена карта всіх океанічних спостережень, що включають різні типи вимірювань.

Система літакових спостережень включає більше 3000 комерційних літаків, здійснюють вимірювання тиску, вітру і температури під час польотів. Кількість таких вимірів істотно збільшилася за останні роки - від 78000 вимірювань в 2000 році до 300000 вимірювань в 2005 році. Найбільша щільність літакових вимірювань спостерігається над Атлантикою, завдяки численним комерційним польотів.

Супутникова система спостережень включає оперативні полярні і геостаціонарні супутники і ряд науково-дослідних супутників.

Полярні супутники поставляють регулярну оперативну інформацію про вертикальних профілях температури і вологості, геостаціонарні - про характеристиках поля вітру в тропіках і багатьох інших параметрів. З геостаціонарних супутників надходить інформація про стан атмосфери і поверхні в середніх і тропічних широтах з високою періодичністю (15-30 хв.). Крім даних, що надходять з оперативних супутників, значна кількість

різноманітної інформації збирається з науково-дослідних супутників (НС) різних країн. різноманітні прилади НС дозволяють визначати численні параметри атмосфери і поверхні в науково-дослідних цілях. До них можна віднести різні характеристики хмарності, вертикальні профілі і загальний вміст озону і ряду малих газових складових, оптичні та мікрофізичної характеристики аерозолів, водність хмар, інтенсивність опадів і т.д. Більш докладно супутникова система спостережень буде розглянута далі.

Інші системи станцій спостереження і платформ здійснюють спостереження різних характеристик поля випромінювання (актинометричні станції), грозових розрядів, характеристик хмар, інтенсивності опадів і їх хімічного складу, характеристик поля вітру (вітрові зонди і доплерівські радари), характеристик газового і аерозольного складу атмосфери, радіоактивності і т.д. Згадаємо у зв'язку з цим мережу станцій GAW (Global Atmospheric Watch), здійснюють в основному локальні вимірювання численних характеристик газового та аерозольного складу приземної атмосфери, опадів і сонячної радіації. Квaziоперативна спостережна система GAW включає глобальну систему спостережень озону (140 станцій), систему наземних станцій вимірювань приземних змістів вуглекислого газу і метану, атмосферних забруднень (близько 200 станцій), контролюючих склад атмосфери і опадів, сонячну радіацію і атмосферну прозорість і т.д. На рисунку наведено розташування наземних станцій для вимірювань загального вмісту озону (ОСО), що використовують спектрометри Добсона і Брюєра, а також фотометри М-124 [6].

## 1.2 Автоматичні метеорологічні станції загального призначення

Високий темп зростання вимог до отримання метеорологічної інформації стимулює розвиток метеорологічних станцій загального призначення (рис. 1.4). Використання автоматичних метеорологічних станцій (АМС) загального призначення збільшує надійність інформації про метеорологічні величини



завдяки застосуванню нових технологій і об'єктивності результатів спостережень і обробки, значно скорочують помилки персоналу. Крім того, це дозволяє отримувати метеорологічні дані в важкодоступних і малообжитих районах.

Розглянемо основні характеристики АМС загального призначення на прикладі автоматичної інформаційно-вимірювальної системи (АІВС) «Погода» і автоматизованого метеорологічного комплексу / автоматичної метеорологічної станції (АМК / АМС) [10].



Рисунок 1.4 - Наземна метеорологічна станція загального призначення АМС загального призначення – автоматична інформаційно-вимірювальна система «Погода»

Загальна характеристика автоматичної інформаційно-вимірювальної системи «Погода». Автоматична інформаційно-вимірювальна система (АІВС) «Погода» призначена для автоматизації процесу проведення спостережень і обробки результатів на метеорологічних станціях наземної спостережної мережі. Система призначена для безперервної цілодобової

роботи в автоматичному режимі. перша установка АІВС «Погода» (рис. 1.5) була проведена в 1996 р Станом на 1 липня 2012 р встановлена 121 система АІВС «Погода» на мережі гідрометеорологічних служб Росії, колишніх республік Радянського Союзу, а також на різних відомчих мережах.



Рисунок 1.5 – Розміщення датчиків АІВС «Погода» на метеорологічному майданчику

АІВС «Погода» дозволяє вимірювати температуру і вологість повітря, атмосферний тиск, швидкість і напрям вітру, кількість опадів, що випали. Електроживлення апаратури станції проводиться від однофазної мережі змінного струму при напрузі 220 В ( $\pm 10\%$ ) і частоті 50 ( $\pm 1$ ) Гц. Максимальна споживана потужність - не більше Тисячі Вт. Маса апаратури центрального пристрою системи - не більше 80 кг. Маса датчиків вказана в експлуатаційній документації на відповідні вироби. Середній термін служби АІВС «Погода» - 10 років за умови заміни відпрацьованих свій ресурс елементів і виробів, середній час напрацювання на відмову всієї системи - 1000 год, центрального пристрою - 5000 год, середній час відновлення - 3 ч. Центральне пристрій працездатний при температурі від 5 до 40 ° С, відносної вологості до 80% (ГОСТ 12997-84) [7].

За допомогою АІВС «Погода» можна вирішити такі завдання:

- прийом, відображення і архівація результатів вимірювальних сигналів від датчиків, первинних і проміжних вимірювальних перетворювачів;
- прийом значень метеорологічних величин, що не вимірюваних автоматично за результатами ручного введення даних (висота снігового покриву, товщина крижаного покриву, результати вимірювань ваговим снігоміром);
- ручне введення результатів візуальних спостережень (атмосферні явища, кількість і форма хмар, стан підстильної поверхні);
- ручне введення в разі відмови автоматичних датчиків;
- контроль введеної інформації;
- автоматичне кодування стану погоди в термін і погоди між термінами спостережень;
- формування повідомлень в кодах КН-01, КН-21, КН-19, КН-24, CLIMAT;
- автоматичне отримання узагальнених значень метеорологічних величин за добу, декаду, місяць і формування таблиці місячних висновків.

Для надійної роботи АІВС «Погода» використовується високопродуктивна ПЕОМ з базових і спеціальних програмним забезпеченням для проведення дистанційних автоматичних вимірювань метеорологічних величин вимірювальними перетворювачами і датчиками, встановлюються на метеорологічному майданчику, а також ручного введення результатів візуальних спостережень.

АІВС «Погода» складається з вимірювального, обчислювального і сполучного компонентів.

Вимірювальний компонент комплектується сертифікованими держстандартом вимірювальними перетворювачами і датчиками, дозволеними до застосування на метеорологічній мережі Росгідромету. Станція має модульну будову, тому існує можливість розширювати число

датчиків в залежності від поставлених завдань. Датчики та вимірювальні перетворювачі встановлюються на метеорологічному майданчику відповідно до вимог «Настанови гідрометеорологічним станціям і постам », вип. 3, ч. 1, в складі:

- датчик параметрів вітру;
- датчик температури і вологості повітря;
- датчик атмосферного тиску;
- датчик температури поверхні ґрунту;
- датчик температури ґрунту;
- датчик опадів;
- датчик метеорологічної оптичної дальності;
- датчик висоти нижньої межі хмар;
- проміжні вимірювальні перетворювачі.

За результатами автоматичного вимірювання датчиками метеорологічних величин система може видавати інформацію про значеннях наступних додаткових характеристик: атмосферний тиск, приведене до рівня моря; значення барометричної тенденції; характеристика барометричної тенденції; середня швидкість вітру за 10 хв; напрямок вітру середнє за 10 хв; максимальна швидкість вітру за 10 хв; максимальна швидкість вітру за 3 год; парціальний тиск водяної пари; дефіцит насичення; відносна вологість; температура точки роси; Температура повітря; відносна вологість повітря; температура поверхні ґрунту; температура ґрунту і ґрунту на глибинах; кількість опадів; висота нижньої межі хмар; метеорологічна дальність; тривалість сонячного сяйва; характеристики снігового покриву; стан погоди і наявність атмосферних явищ погоди (при наявності датчиків) [8].

На рис. 1.6 представлена АІВС «Погода», укомплектована датчиками фірми Vaisala Oy (Фінляндія).

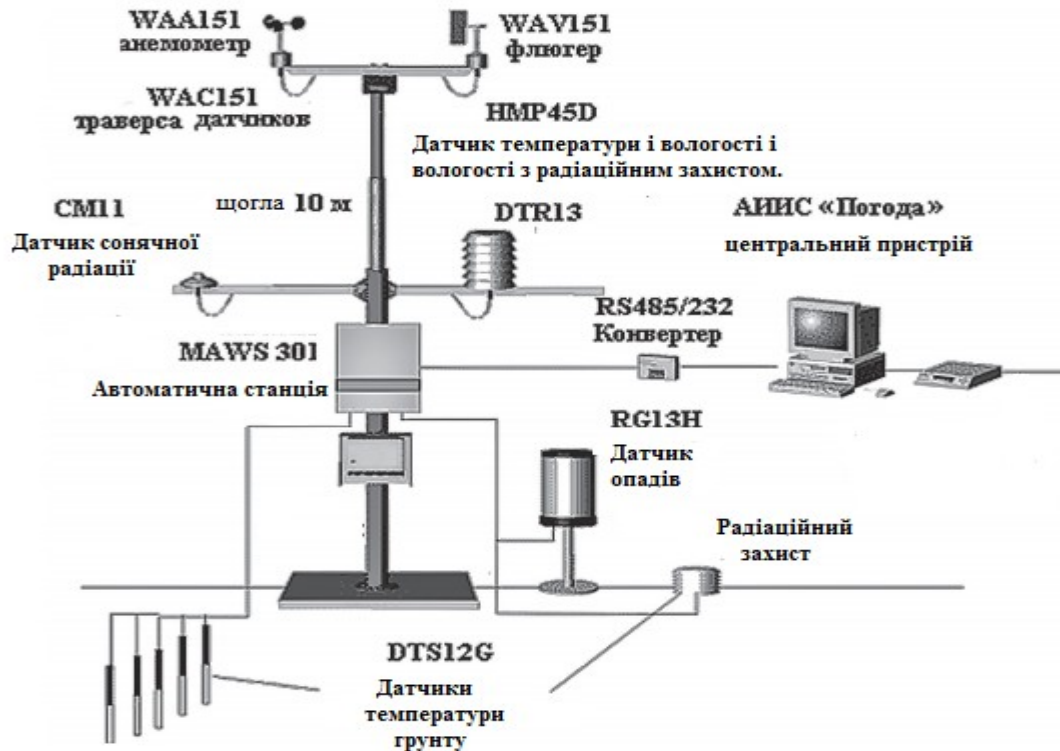


Рисунок 1.6 - АІВС «Погода», укомплектована датчиками фірми Vaisala Oy (Фінляндія)

Сполучний компонент включає засоби передачі і перетворення вимірювальних сигналів: модем, плати 4RS-232, лінії зв'язку, адаптер RS-232/485.

Обчислювальний компонент є центральним пристроєм, який встановлюється в робочому приміщенні метеорологічної станції і складається з ПЕОМ типу IBM PC / AT з базових і спеціальних програмним забезпеченням, що працює в операційній системі Windows, яка разом з спостерігачем виконує наступні роботи:

- подає команди на включення датчиків і проведення вимірювань метеорологічних величин, а також ручне введення значень метеорологічних величин, що не вимірюваних автоматично;

- приймає і обробляє вимірювальні сигнали, отримані від вимірювальних перетворювачів і датчиків, введених вручну;
- формує і видає інформацію в лінії зв'язку і для відображення на дисплеї ПЕОМ (Рисунок. 1.7, а);
- формує інформацію в кодової формі BUFR;
- обробляє результати спостережень і видає таблиці метеорологічних величин за місяць;
- виконує архівацію з можливістю подальшого роздруку результатів вимірювань і ручного введення метеорологічних величин, а також іншої інформації, що відображається на дисплеї метеорологічної інформації (рис. 1.7, а, б, в);

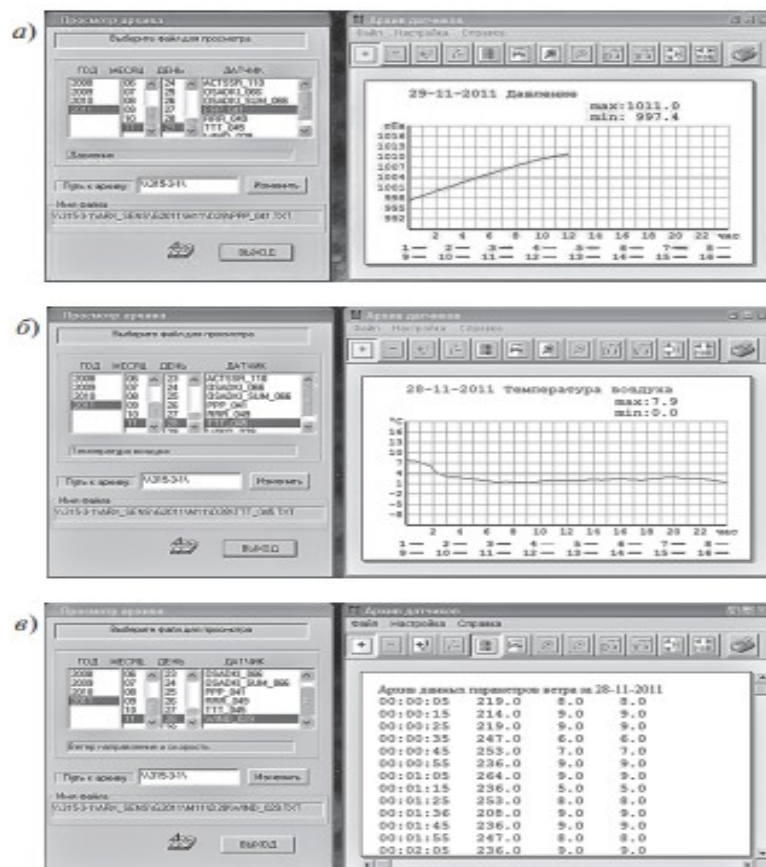


Рисунок 1.7 - Відображення ПЕОМ оброблених даних у графічній формі:  
 а - поточної інформації про атмосферний тиск; б - архівної інформації про температуру повітря; в - архівної інформації про швидкість і напрям вітру в табличній формі

### 1.3 Формування часових рядів метеорологічних параметрів

При проведенні різних досліджень, а також при тестуванні різних програм для ПЕОМ, часто виникає необхідність в побудові модельних часових рядів із заданими властивостями.

Для такого побудови рядів можна використовувати досить прості співвідношення, що дозволяють виконати такого роду моделювання. Розглянемо формування модельних часових рядів на прикладі приземної температури повітря [9].

Для моделювання часових рядів використовувались наступні математичні вирази.

1. Модельний тимчасовий ряд, який формується за формулою (1.1), описує зміна температури повітря ( $t$  - час, ч) і містить три складові:

- постійну складову, рівну  $10\text{ }^{\circ}\text{C}$ ;
- змінну складову, що задається синусоїдою з амплітудою  $\pm 5\text{ }^{\circ}\text{C}$  і періодом 24 год;
- випадкову складову, яка імітує випадкову похибку вимірювання з нульовим середнім значенням і середньоквадратичним відхиленням  $0,5\text{ }^{\circ}\text{C}$  (обчислюється з використання псевдовипадкових чисел, рівномірно розподілених на проміжку  $[0,1]$  і генеруються командою `rnd`):

$$y(t) = 10 + 5 \cdot \sin\left(\frac{2\pi t}{24}\right) + 0,5 \left[ \sqrt{2 \ln\left(\frac{1}{\text{rnd}(t)}\right)} \cos[2\pi \text{rnd}(t-1)] \right]. \quad (1.1)$$

За формулою (1.2) можна сформувати тимчасовий ряд, у якого додатково з'являється четверта складова:



- лінійний тимчасової тренд, що імітує прогрів повітряної маси на  $0,06^\circ \text{C}$  в годину

$$y(t) = 10 + 5 \cdot \sin\left(\frac{2\pi t}{24}\right) + 0,5 \left( \sqrt{2 \ln\left(\frac{1}{\text{rnd}(t)}\right)} \cos[2\pi \text{rnd}(t-1)] \right) + 0,06t. \quad (1.2)$$

3. За формулою (1.3) формується часовий ряд, у якого в порівнянні з формулою (8.2) збільшується амплітуда змінної складової - добового зміни температури повітря (рис. 1.8):

$$y(t) = 10 + (5 + 0,03t) \cdot \sin\left(\frac{2\pi t}{24}\right) + 0,5 \left( \sqrt{2 \ln\left(\frac{1}{\text{rnd}(t)}\right)} \cos[2\pi \text{rnd}(t-1)] \right) + 0,06t. \quad (1.3)$$

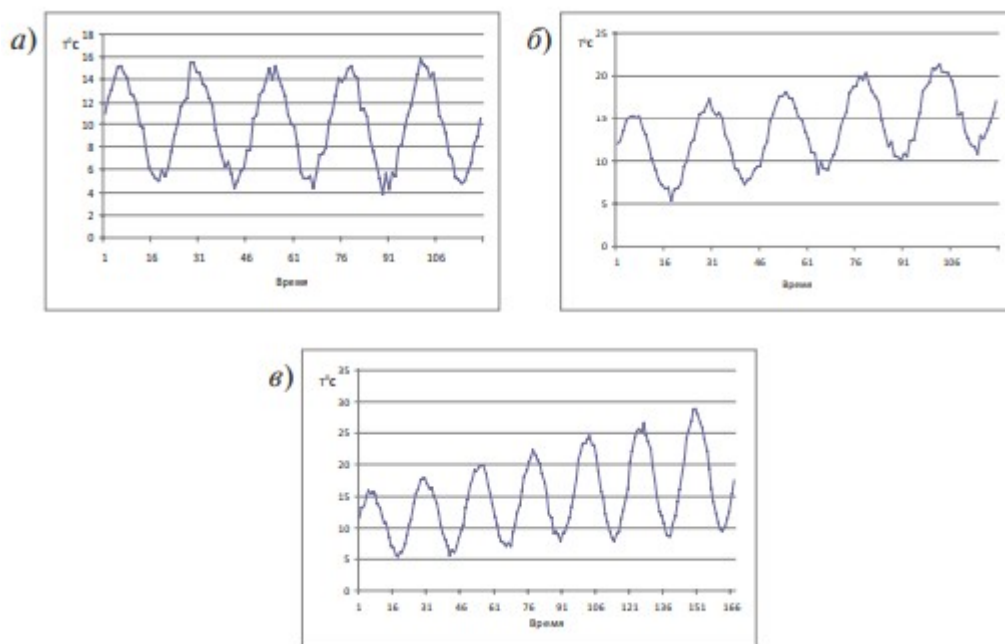


Рисунок. 1.8 - Часові ряди температури повітря:

а - за формулою (1.1); б - за формулою (1.2); в - за формулою (1.3)



## 2 МАТЕМАТИЧНІ МЕТОДИ РОЗРАХУНКУ СТАТИСТИЧНИХ ХАРАКТЕРИСТИК ЧАСОВИХ РЯДІВ

### 2.1 Статистичні характеристики часових рядів і методи їх розрахунку

Для характеристики часових рядів використовуються показники описової статистики. Вони розбиваються на кілька груп В, 4, 24 - ЗУ:

1. Показники стану (середнє арифметичне, медіана, мінімум, максимум статистичного ряду і ін.);
2. Показники розкиду (дисперсія, стандартне відхилення і ін.);
3. Показники, що описують закон розподілу (емпірична функція розподілу (ЕФР)).
4. Показники зв'язку (коефіцієнт кореляції та ін.)

Розглянемо зазначені вище показники, приводячи необхідні для їх розрахунку співвідношення і ілюструючи отримані при їх використанні результати на прикладі часового ряду температури за травень 2012 р (період - 14 днів, дискретність - 15 хв, кількість вимірювань - 1440), представленого на рис. 2.1.

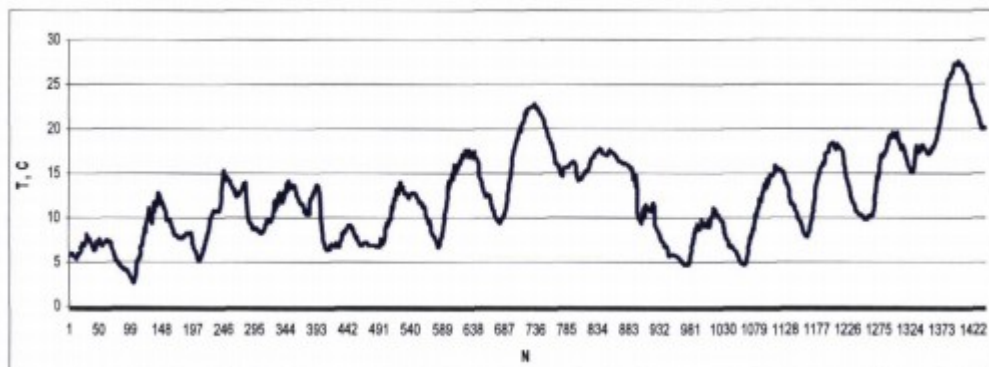


Рисунок 2.1 - Фрагмент часового ряду приземної температури повітря за  
травень 2012 р

Дані приземної температури повітря (Рисунок. 2.1) були отримані за допомогою АІВС «Погода», встановленої в 1-му корпусі РГГМУ. У табличній формі фрагмент цього часового ряду представлений в табл. 2.1 (а) в текстовому форматі і 2.1 (б) - в Excel.

Таблиця 2.1 - Фрагмент часового ряду приземної температури повітря за травень 2012

a)

```

.....
Database:   vaisala
Web:       http://www.meteolab.ru:8080
User IP:   127.0.0.1
Smoothing: no
Without trend: no
Without oscillation: no
Parameters:
#          Time                T, C
.....
1         03.05.2012 00:14:53    5.8
2         03.05.2012 00:29:53    5.9
3         03.05.2012 00:44:53    6.0
4         03.05.2012 00:59:53    6.1
5         03.05.2012 01:14:53    6.0
6         03.05.2012 01:29:54    5.9
7         03.05.2012 01:44:54    5.8
8         03.05.2012 01:59:54    5.6
9         03.05.2012 02:14:54    5.6
10        03.05.2012 02:29:54    5.5
11        03.05.2012 02:44:54    5.5
12        03.05.2012 02:59:54    5.4
13        03.05.2012 03:14:53    5.7
14        03.05.2012 03:29:53    5.9
15        03.05.2012 03:44:53    5.9
16        03.05.2012 03:59:53    6.0
17        03.05.2012 04:14:53    5.9
18        03.05.2012 04:29:53    6.1
19        03.05.2012 04:44:54    6.6
20        03.05.2012 04:59:54    6.6
21        03.05.2012 05:14:54    6.8
22        03.05.2012 05:29:54    6.7

```

б)

```

Database vvaisala
Web http://www.meteolab.ru 8080
User IP 127 0 0 1
Smoothing no
Without trend no
Without oscillation no
Parameters

```

№	Дата	Время	T, C
1	03 05 2012	0 14 53	5.8
2	03 05 2012	0 29 53	5.9
3	03 05 2012	0 44 53	5.9
4	03 05 2012	0 59 53	6.0
5	03 05 2012	1 14 53	6.1
6	03 05 2012	1 29 54	6.0
7	03 05 2012	1 44 54	5.9
8	03 05 2012	1 59 54	5.8
9	03 05 2012	2 14 54	5.6
10	03 05 2012	2 29 54	5.6
11	03 05 2012	2 44 54	5.5
12	03 05 2012	2 59 54	5.5
13	03 05 2012	3 14 53	5.4
14	03 05 2012	3 29 53	5.7
15	03 05 2012	3 44 53	5.9
16	03 05 2012	3 59 53	5.9
17	03 05 2012	4 14 53	6.0
18	03 05 2012	4 29 53	5.9
19	03 05 2012	4 44 54	6.1
20	03 05 2012	4 59 54	6.6
21	03 05 2012	5 14 54	6.6
22	03 05 2012	5 29 54	6.8

Показники стану. Середнє арифметичне значення часового ряду ( $\bar{X}$ ). Характеризує центр ваги досліджуваної характеристики або точку її рівноваги при різних коливаннях [34 -38 / . Розраховується за формулою

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i, \quad (2.1)$$

де  $N$  - довжина часового ряду (кількість значень в ньому).

Медіаною ( $Me$ ) називається значення ознаки, що припадає на середину рангового (упорядкованого за зростанням) ряду. Головна властивість медіани полягає в тому, що сума абсолютних відхилень членів ряду від медіани є величина найменша:

$$\sum_{i=1}^N |x_i - Me| = \min. \quad (2.2)$$

Для коротких часових рядів ( $N < 30$ ) медіану використовують замість середнього арифметичного значення.

## 2.2 Методи виділення тренда часових рядів

Показники, що описують закон розподілу. Функція розподілу показує співвідношення між можливими значеннями випадкової величини і можливостями їх появи. Емпіричної (отриманої досвідченим шляхом) називається функція розподілу, розрахована за вибіркою (ЕФР). В гідрометеорології часто розраховується функція, звана «повторюваність», по суті це є ЕФР.

Для розрахунку емпіричної функції розподілу попередньо формується кілька інтервалів (кишень) мінливості змінної в досліджуваному часовому ряду, а потім розраховується кількість значень змінної, що потрапляють в кожен інтервал (частота) [11].

Для зображення ЕФР застосовується гістограма, де по осі абсцис відкладаються значення інтервалів, а частоти представлені прямокутниками, побудованими на відповідних інтервалах і мають висоту, пропорційну частоті.

Крім того, розраховується інтегральна ЕФР шляхом послідовного підсумовування частот (ймовірності) на всіх інтервалах. Вона характеризує ймовірність появи величини, менше заданої.

Крім того, по гістограмі визначаються моди як локальні максимуми ЕФР («вершини пагорбів»). Мод буває одна, дві або багато. Відповідно, розподіл є

одномодальним, двухмодальним і багатомодальним. Моді характеризують деякі квазістаціонарні, тобто найбільш стійкі стану, характеристики.

Емпірична функція розподілу може мати хвости, тобто деякий невеликий число спостережень значно більше (позитивний «Хвіст») або менше (негативний «хвіст») середнього значення.

До характеристик ЕФР, крім того, відносять асиметрію і ексцес. Асиметрія ( $As$ ) характеризує симетричність ЕФР щодо середнього значення і розраховується за формулою:

$$As = \frac{1}{N\sigma^3} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3. \quad (2.3)$$

Ексцес ( $Ex$ ) характеризує гостровершинності розподілу і розраховується за формулою:

$$Ex = \left[ \frac{1}{N\sigma^4} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4 \right] - 3. \quad (2.4)$$

На рис. 2.2 (а, б) представлені гістограми, що характеризують ЕФР часових рядів за травень 2012 р і серпень 2011 року відповідно.

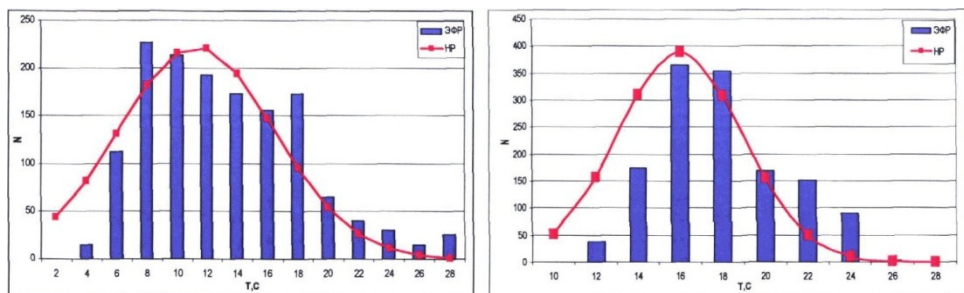


Рисунок 2.2 - Гістограма, яка характеризує емпіричну функцію розподілу часового ряду: а) за травень 2012 р; б) за серпень 2011 р

Крім того, до статистичних характеристик часових рядів відносяться рівняння регресії. Регресія - залежність між змінними (двома і більше), одна з яких ( $y$ ) називається ендогенної (залежної), а друга ( $x$ ) - екзогенної або

фактором (незалежної). Регресія буває парна (двухфакторная) і множинна (багатофакторна).

Як правило, рішення рівняння регресії проходить в два етапи: вибирається вид функції (клас рівнянь зв'язку між змінними) і знаходять параметри, при яких обрана функція найкращим чином апроксимує результати експерименту [12].

Вибір стратегії і методів попередньої обробки і аналізу рядів динаміки безумовно залежить від кінцевої мети дослідника. Однак, як правило, першим етапом є оцінка тренда часового ряду.

Як було зазначено вище, будь-який ряд динаміки може бути розділений на три компоненти:

$$x(t) = f(t) + g(t) + h, \quad (2.5)$$

де  $f(t)$  - детермінована компонента, що представляє собою деяку аналітичну функцію, яка має тенденцію до ряду динаміки;

$g(t)$  - стохастична компонента, що моделює характер періодичної і квазіперіодичної варіації досліджуваного явища;

$h$  - випадкова компонента типу "білий шум".

Таким чином, віднімання тренда з досліджуваного ряду динаміки є зміною масштабу даних і зберігає повну інформацію про варіації явища.

Для довгих рядів виділення тренда носить зазвичай розвідувальний характер, так як часто неможливо вказати відповідну параметричну криву для апроксимації ряду на всій його довжині. Для виділення тренда в цьому випадку використовують різні непараметричні методи аналізу часових рядів, такі як, згладжування ковзними середніми або легкими медіанами, частотну фільтрацію і т.п. (Крамер, 1948; Хеннан, 1964; Вайн, 1977; Кашьяр, Рао, 1983). На відміну від параметричних методів виділення тренда, ці методи придатні лише для усереднення значень ряду по точках деякої околиці і не можуть бути використані для прогнозування (екстраполяції) динамічних рядів, оскільки не дають в явному вигляді розрахункового рівняння

детермінованої компоненти  $f(t)$ . Однак отримання досить гладкою траєкторії дає можливість візуально оцінити [14].

Наявність тенденції в умовах сильної зашумленості, а також виділити ряд залишків  $y(t) = x(t) - f(t)$ , як випадкову компоненту часовій послідовності, якщо кінцевою метою дослідження є побудова моделей авторегресії для прогнозування.

Для короткострокового прогнозування рядів, що містять неправильно мінливий тренд, можна використовувати метод експоненціального згладжування, в якому при побудові прогнозу найбільші ваги приписуються останніми спостереженнями.

### 2.2.1 Метод ковзних середніх

Метод ковзних середніх базується на припущенні, що вважається тривіальним: при визначенні середніх значень випадкові відхилення погашаються. При згладжуванні цим методом фактичні значення ряду динаміки замінюються середніми значеннями, які характеризують серединну точку періоду ковзання (Юл, Кендалл, 1960).

Просте згладжування ґрунтується на складанні нового ряду з простих середніх

арифметичних, обчислених для проміжків часу довжиною  $q$ :

$$\bar{x}(k) = \sum_{t=k}^{q+k} x(t) / q, \quad (k = 1, 2, \dots, n - q + 1), \quad (2.6)$$

-де  $q$  довжина періоду згладжування залежить від характеру часового ряду, а також від мети згладжування і вибирається дослідником;

$k$  - порядковий номер середньої.

Приклад простого згладжування ряду ШВИДКІСТЬ при  $q = 31$  представлений на рис. 2.3.

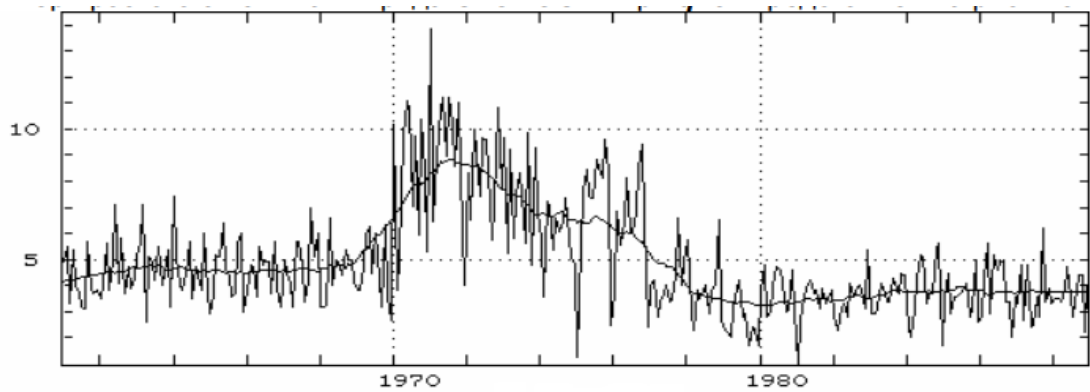


Рисунок 2.3 - Результати простого згладжування ряду швидкість по методу змінного середнього

Після вирахування гладкого тренда з вихідного ряду отримано новий ряд залишків  $y(t)$ , показаний на рис. 2.4 і має наступні статистичні характеристики: середня - 0.00256, стандартна помилка - 1.376 (тобто процедура згладжування компенсує до 40% варіабельності ряду).

Виважена згладжування полягає у визначенні середніх, зважених для різних точок ряду динаміки. В основі методу лежить ідея локального наближення тренда полиномом не дуже високою мірою. Значення оцінки тренда в точці  $t$  апроксимуються по рівнями ряду з часового інтервалу  $[t - q, t + q]$  полиномом заданого порядку  $p$ :

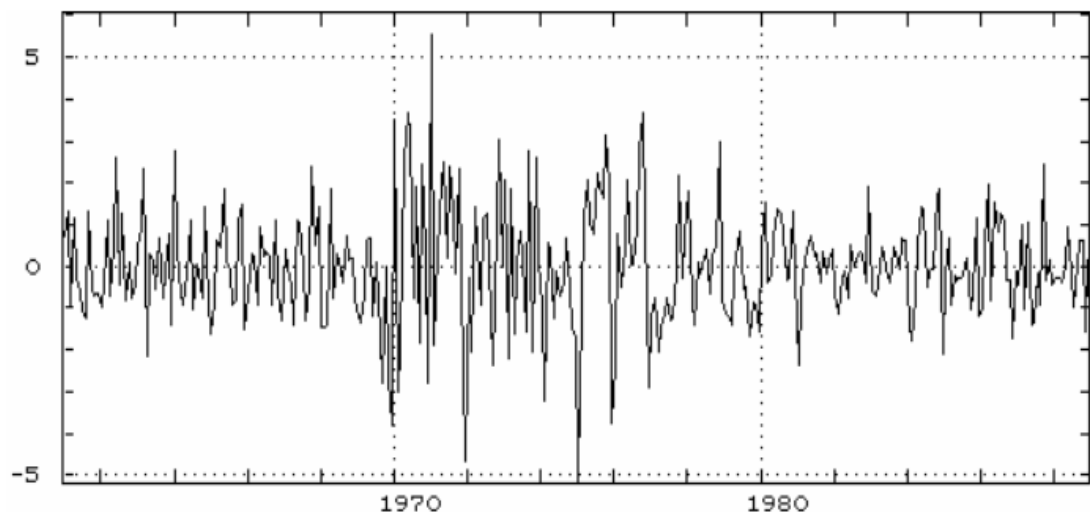


Рисунок 2.4 - Графік залишку ряду ШВИДКІСТЬ після елімінації трендів  
Метод ковзних середніх має ряд переваг перед іншими методами:

- змінна середня дає функцію тренда, в найбільшій мірі наближену до значенням досліджуваного ряду, оскільки для окремих частин ряду вибирається найкраща тенденція;
- до досліджуваного ряду можуть бути додані нові значення;
- знаходження тренда не пов'язане з великими обчислювальними труднощами.

### 2.2.2 Медіанне згладжування

В основі методу лежить обчислення ковзної медіани. Для того, щоб знайти значення ковзної медіани в точці  $t$ , обчислюється медіана значень ряду в тимчасовому інтервалі  $[t - q, t + q]$ . Відповідне значення називається  $(2q + 1)$  - точкою ковзної медіаною. Основна перевага медіанного згладжування - стійкість до наявності викидів[15].

Очевидно, що для моментів часу  $t$ , віддалених від початку або кінця ряду менш ніж на  $q$  точок, обчислення медіан стає неможливим. Щоб не звужувати область визначення згладженого ряду в порівнянні з вихідним, для усунення цих крайових ефектів може бути використана, наприклад, процедура, запропонована Тьюки (Tukey, 1961), згідно з якою в якості згладженого значення для  $x(0)$ , де  $0$  - початковий момент часу, пропонується взяти медіану трьох точок:  $x(0)$ ,  $x(1)$  і  $3 * x(1) - 2 * x(2)$ . для останнього моменту часу  $x(n)$  може бути використана аналогічна формула.

### 2.2.3 Метод експоненціального згладжування

Метод експоненціального згладжування застосовується для прогнозування нестационарних часових рядів, що мають випадкові зміни рівня і кута нахилу, і відомий під назвою методу Брауна.

В якості основної моделі ряду розглядається його локальна апроксимація у вигляді полінома невисокого ступеня  $p$ :



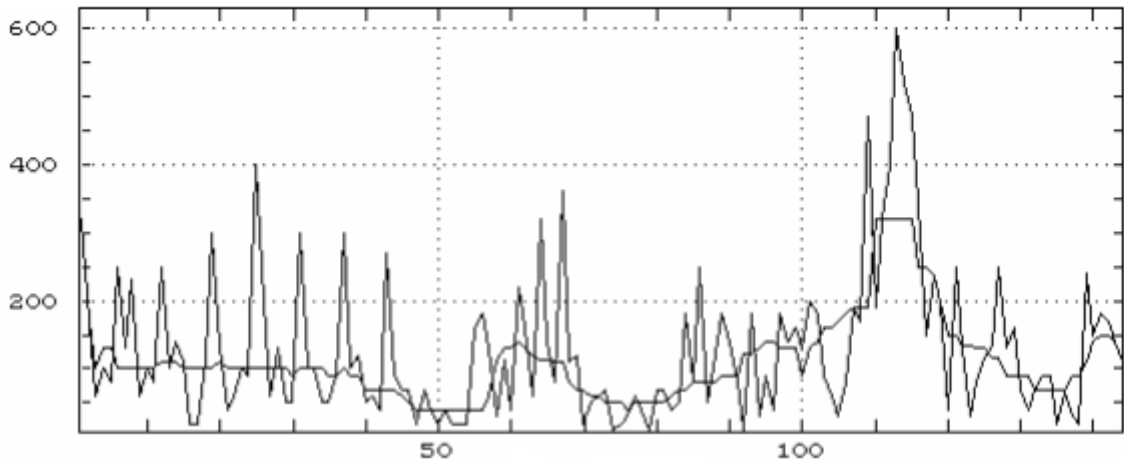


Рисунок 2.3 - Результати медіанного згладжування

$$x(t) = a_0(t) + a_1(t)t + a_2(t)t^2 + \dots + a_p(t)t^p + h, \quad (2.7)$$

коефіцієнти якого  $a_i$  повільно змінюються з часом.

Якщо, наприклад, обмежитися лінійної моделлю, то коефіцієнти  $a_0(t)$  і  $a_1(t)$  оцінюються

$$a_0(t) = x(t) + b^2 [x^*(t-1) - x(t)], \quad (2.8)$$

$$a_1(t) = a_1(t-1) + a^2 [x^*(t-1) - x(t)]$$

де  $a$  - параметр згладжування в діапазоні  $0 < a < 1$ ;  $b = 1 - a$ ;  $x^*(t-1)$  – попереднє згладжені значення.

В якості вихідних значень оцінок коефіцієнтів моделі беруться

$$a_0(0) = 4x(1) + x(2) - 2x(3); a_1(0) = x(3) - x(1). \quad (2.9)$$

Таким чином, обчислювальний процес влаштований як адаптивна процедура, в якій коефіцієнти полінома перераховуються за старими коефіцієнтами і з новими даними з експоненціально зменшуються вагами, причому найбільшу вагу приписується останньому спостереженню. Процес обчислень управляється двома параметрами: порядком аппроксимаційного полінома  $p$  і параметром згладжування  $a$ . В ході обчислень будується згладжений ряд, що представляє собою в кожен момент часу  $t$  прогноз за даними до моменту  $(t - 1)$  включно.

Вибір параметра згладжування  $a$  являє собою досить складну проблему. Чим ближче параметр згладжування до одиниці, тим більше вплив останніх

спостережень і тим більше швидкість убуття ваг. Однак, якщо високочастотна компонента ряду має досить велику дисперсію, не слід використовувати великі значення параметра згладжування через погану якість прогнозу.

Результати експоненціального згладжування ряду  $NH_4^+$ , При  $\rho = 1$  (лінійна модель), представлені на рис. 2.7. Згладжує константа  $\alpha = 0,224$  була знайдена шляхом мінімізації помилки прогнозу на один крок вперед, обчисленої по останній третині ряду.

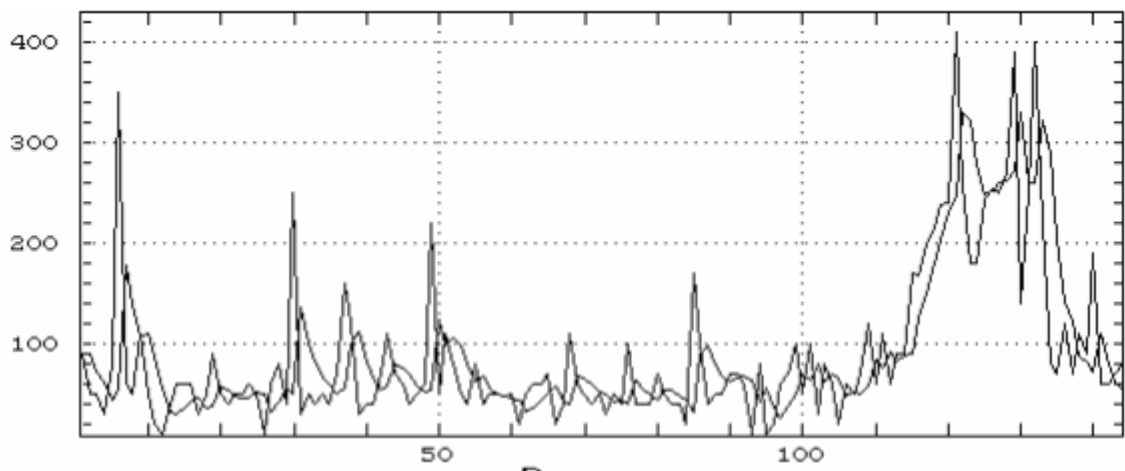


Рисунок 2.7 - Результати експоненціального ряду згладжування  $NH_4^+$

#### 2.2.4 Процедура сезонного експоненціального згладжування

Найбільш простий метод обліку міжрічних періодичностей полягає в сезонному експоненційному згладжуванні. У адитивній формі цієї моделі ряд представляється в вигляді

$$x(t) = f(t) + s(t) + h, \quad (2.10)$$

де  $f(t)$  - тренд,  $h$  - випадково компонента, а  $s(t)$  - сезонна складова, яка передбачається періодичної з періодом  $l$ :

$$s(t) = s(t+l). \quad (2.11)$$

Фактично функція  $S$  на будь-якому періоді визначається безліччю з  $l$  значень  $s(1), \dots, s(l)$ , які називають індексами сезонності, причому для однозначності параметризації моделі зазвичай припускають, що

$$s(1) + \dots + s(l) = 02 \quad (2.12)$$

Нехай, наприклад,  $x(t)$  - ряд щомісячних даних с природним періодом сезонності  $l = 12$  і момент часу  $t = 1$  відповідає січню року  $N$ . Тоді коефіцієнт  $s(1)$  висловлює середньостатистичне відміну січнів від середнього за всіма місяцями. У свою чергу,  $s(2)$  - аналогічна характеристика лютих і т.д.

Для рядів, що містять явно виражений тренд, часто більш природна форма моделі. У цьому випадку в якості умови нормування використовується умова

$$s(1) \times s(2) \times \dots \times s(l) = 1. \quad (2.13)$$

Модифікацією методу експоненціального згладжування для сезонних рядів є методи Уінтерса і Тейл-Вейджа (Тейл, 1971). В якості моделі ряду використовується його подання до вигляді комбінації лінійного тренда з сезонної складової, накладеної або (модель Уінтерса), або адитивно (модель Тейл - Вейджа).

Передбачається, що коефіцієнти тренда і сезонна складова можуть повільно змінюватися в часі. Відповідно до цього обчислювальний процес влаштований як адаптивна процедура, керована трьома параметрами адаптації (один параметр - адаптація рівня, другий - кута нахилу, третій - коефіцієнтів сезонності). Кожен параметр повинен знаходитися в інтервалі від 0 до 1: чим ближче параметр до одиниці, тим більшу вагу приписується останніми спостереженнями. В ході обчислень будується згладжений ряд, представляє собою в кожен момент часу  $t$  прогноз за даними до моменту  $(t - 1)$  включно.

Результати сезонного експоненціального згладжування ряду NCAL (адитивна модель) і ряду NROT (мультиплікативна модель) при  $l = 6$  представлені відповідно на рис. 2.7 та рис. 2.8.

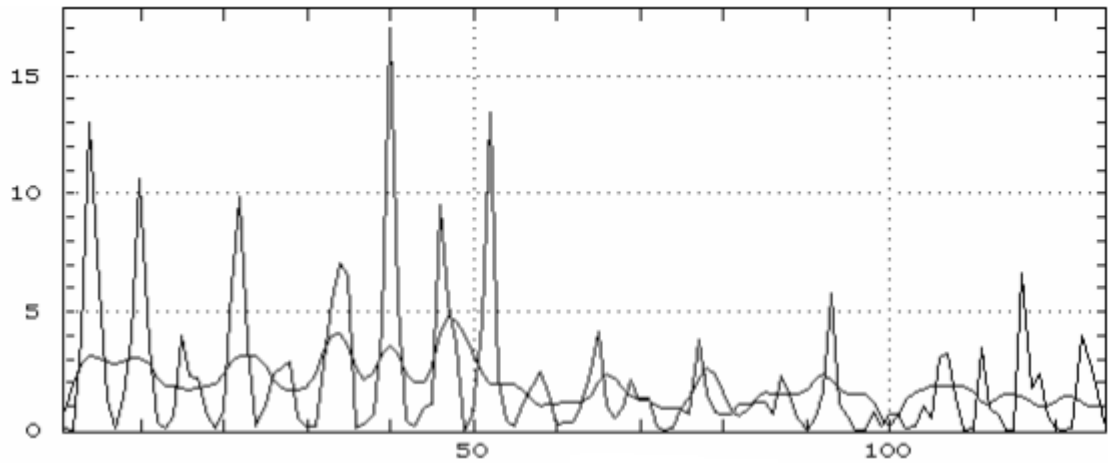


Рисунок 2.7 - Результати сезонного експоненціального згладжування ряду NCAL (адитивна модель)

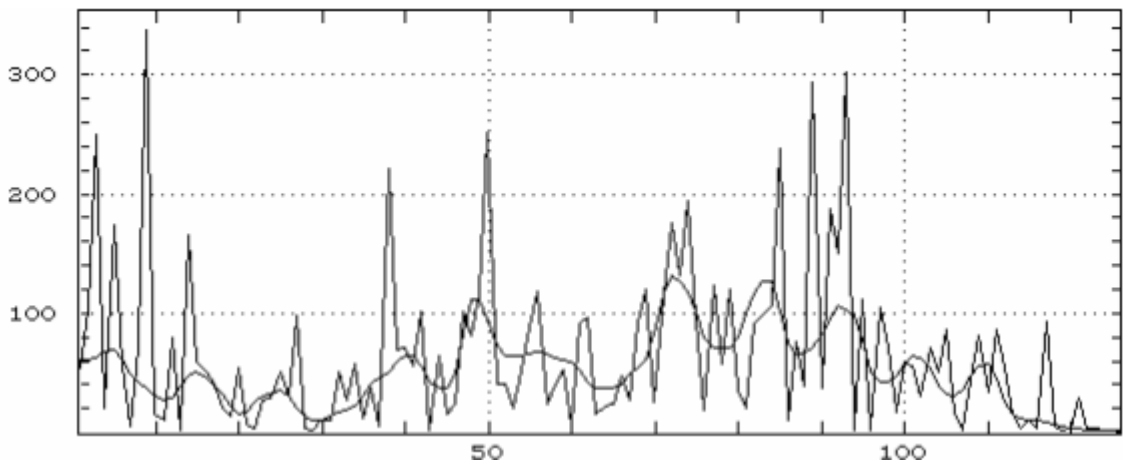


Рисунок 2.8 - Результати сезонного експоненціального згладжування ряду NROT (мультиплікативна модель)

Графіки обчислених при згладжуванні індексів сезонності  $s(1), \dots, s(6)$  зображені на рис. 2.9 та рис. 2.10, де чітко видно одновершинна пік чисельності каляноїдов, припадає на серпень, і двох вершина активність популяції ротаторами в червні і вересні.

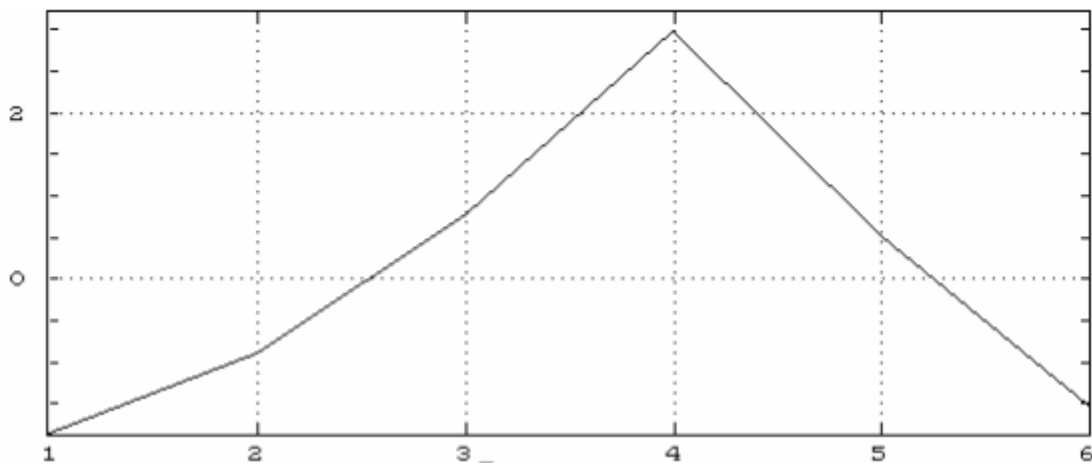


Рисунок 2.9 - Графік індексів сезонності при експоненційному згладжуванні ряду NCAL

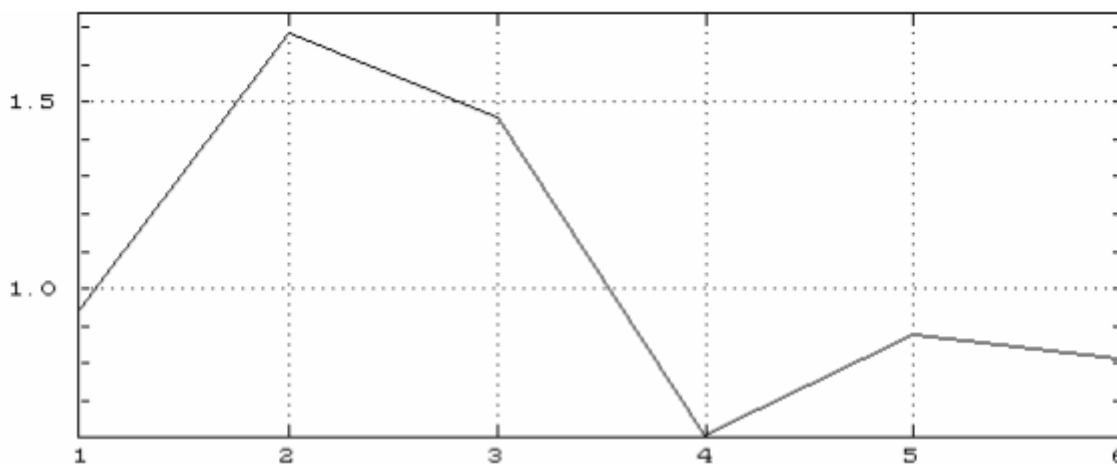


Рисунок 2.10 - Графік індексів сезонності при експоненційному згладжуванні ряду NROT

### 2.2.5 Частотні фільтри

Частотна фільтрація використовується для розкладання часового ряду на частотні складові. Метод виник з технічних додатків і призначався для виділення з даних сигналу, за умови, що відомий частотний діапазон сигналу.

Частота вимірюється в кількості циклів на один інтервал між спостереженнями часового ряду і приймає значення від 0 до 0,5. Частота 0,5

називається частотою Найквіста і є максимальною, яка може бути ідентифікована.

Частотні фільтри діляться на чотири типи:

-фільтр низьких частот пропускає всі складові з частотами, меншими заданої, і видаляє з ряду все коливання з великими частотами;

- фільтр високих частот протилежний фільтру низьких і виділяє в якості коРисункового сигналу всі складові з частотами, великими заданої;

- смугасто-проникний фільтр характеризується двома частотами і виділяє як сигнал всі складові з частотами в заданій смузі;

- режекторний фільтр обернений смугасто-пропускати і видаляє з ряду всі коливання, частоти яких лежать в заданому діапазоні

Для нестационарних рядів тренд сприймається як періодична складова з дуже великим періодом. Тому фільтр низьких частот цілком може використовуватися як метод виділення тренда (згладжування). У свою чергу, режекторний фільтр може використовуватися для виключення сезонності .

На рис. 2.11 представлені результати низькочастотної фільтрації ряду ВИТРАТИ при використанні фільтра Поттера з порогової частотою 0,05 (період дорівнює 20).

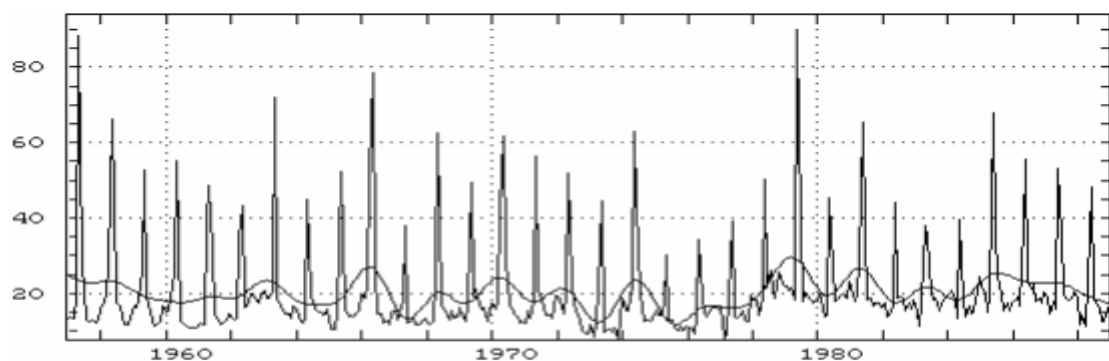


Рисунок 2.11 - Результати низькочастотної фільтрації ряду ВИТРАТИ

### 3 АНАЛІЗ СТАТИСТИЧНИХ ХАРАКТЕРИСТИК ЧАСОВИХ РЯДІВ ПРИЗЕМНОЇ ТЕМПЕРАТУРИ ПОВІТРЯ

Після того як встановлено (графічно або із застосуванням критеріїв), що часовий ряд містить тенденцію розвитку, необхідно визначити поведінку довготривалої складової. Для цього застосовуються такі методи, які умовно поділяються на дві групи:

1) методи механічного вирівнювання (згладжування), засновані на тому, що фактичні рівні ряду замінюються розрахунковими, що володіють меншою коливанням або випадковим процесом типу білого шуму, ніж вихідні дані. У ряді випадків згладжування ряду розглядається як засіб, що допомагає визначити, як виглядає тенденція розвитку;

2) методи аналітичного вирівнювання, засновані на тому, що приблизно відомий вид тренда в аддитивному розкладанні (4). Графічне зображення у багатьох випадках дозволяє приблизно виявити тип тенденції часового ряду, Лінійний тренд добре підходить для відображення тенденції динаміки описується лінійною функцією часу  $t$ , тобто  $F_t = a_0 + a_1 t$ , де  $a_0, a_1$  - невідомі параметри, які потрібно визначити (оцінити).

Метод ковзних середніх базується на припущенні, що вважається тривіальним: при визначенні середніх значень випадкові відхилення погашаються. При згладжуванні цим методом фактичні значення ряду динаміки замінюються середніми значеннями, які характеризують серединну точку періоду ковзання. Просте згладжування ґрунтується на складанні нового ряду з простих середніх арифметичних, обчислених для проміжків часу довжиною  $2p + 1$ .

Математично даний метод (Simple Moving Average (SMA)) можна описати таким виразом:

$$\tilde{Y}_t = \frac{\sum_{i=t-p}^{t+p} Y_i}{2p+1}, p < t < N-p \quad (3.1)$$

де  $Y_i$  - вихідний часовий ряд;

$\tilde{Y}_t$  - сгладжений часови ряд;

$p$  - кількість спостережень, що стоять по різні боки від згладжувати елемента

$(2p+1)$  - число спостережень, за яким розрахується ковзне середнє, яке так само можна назвати "шириною вікна". Ця величина при згладжуванні визначається самим дослідником. Чим більше  $p$ , тим більше плавним буде ряд, що може привести до елімінування не тільки "шумів", але і важливих елементів вихідного ряду.

Зазвичай при згладжуванні використовується непарне число спостережень для того, щоб отримати симетрію: в ковзної середньої порядку  $(2p + 1)$  використовується  $p$  спостережень з початку і  $p$  спостережень з кінця вікна. В результаті цього згладжений ряд виявляється коротше вихідного ряду на  $2p$  спостереження [16].

На рисунку 3.1 показаний згенерований ряд даних і проста змінна середня третього порядку, побудована за нього.

$$\tilde{Y}_t = \frac{Y_{t-1} + Y_t + Y_{t+1}}{3} \quad (3.2)$$

Проста змінна середня такого порядку вже дозволяє зменшити вплив випадкових відхилень в ряді даних і визначити деяку тенденцію на останніх спостереженнях (рис 3.2).



Застосування простої ковзної середньої вищого порядку ще сильніше згладжує ряд даних:

$$\tilde{Y}_t = \frac{Y_{i-2} + Y_{i-1} + Y_i + Y_{i+1} + Y_{i+2}}{5}. \quad (3.3)$$

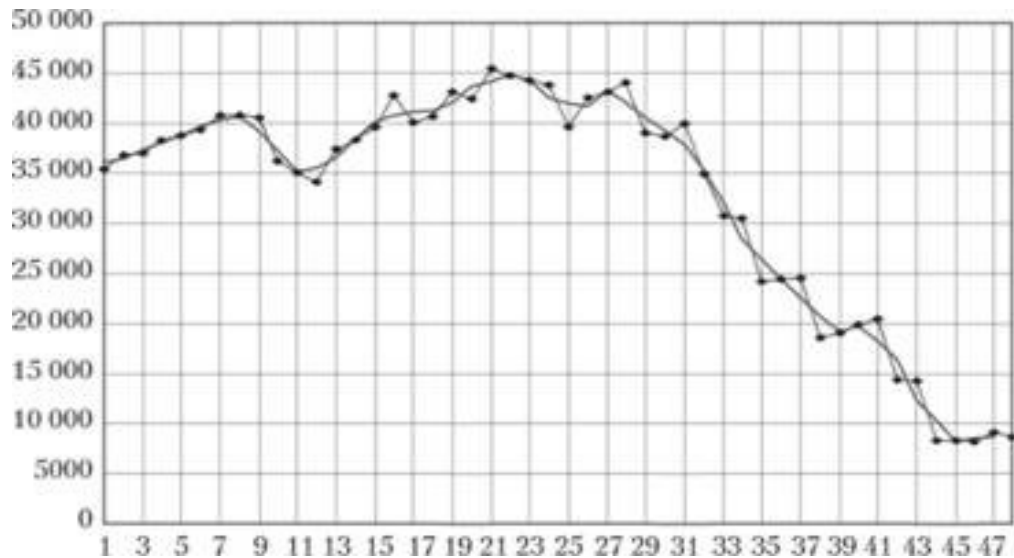


Рисунок. 3.1 - Вихідний ряд даних (суцільна лінія з точками) і SMA (3) - суцільна лінія

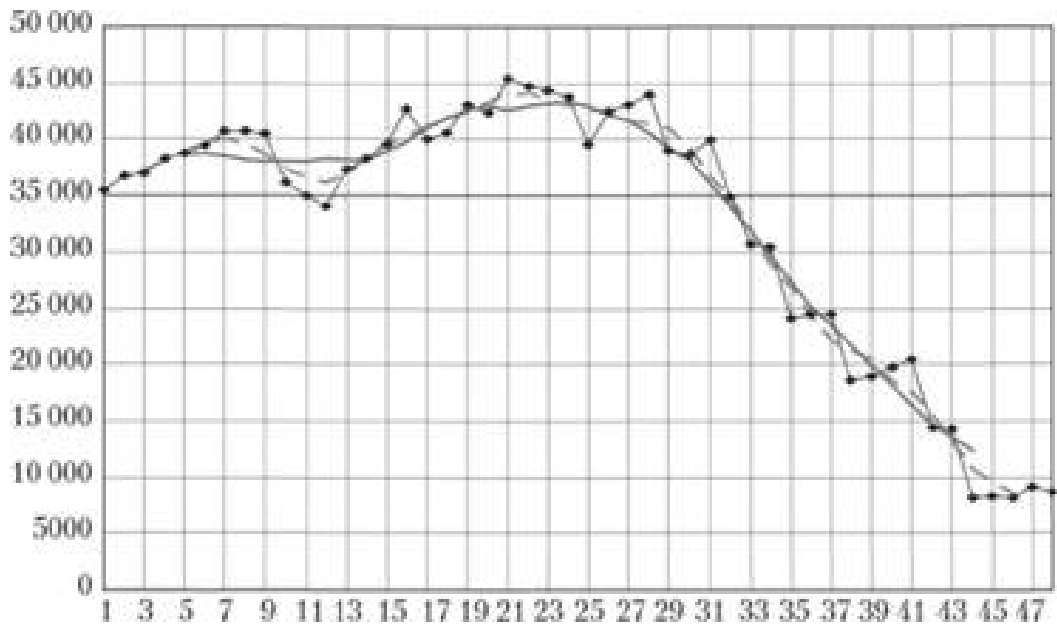


Рисунок 3.2. Вихідний ряд даних (суцільна лінія з точками), SMA (5) - пунктирна лінія SMA (9) - суцільна лінія

У тому випадку, коли динамічний ряд містить істотно нелінійний тренд (підтвердженням цьому може служити, зокрема, графічне зображення ряду)

згладжування часового ряду часто проводиться за допомогою зваженої ковзної середньої. Особливо зручно подібне згладжування в тому випадку, коли для аналізу бажано зберегти невеликі «вигини» ряду [17].

Згладжування рівнів часового ряду за допомогою зваженої ковзної середньої слід, що кожному рівню часового ряду активної ділянки ставиться у відповідність деякий вага, значення якого залежить від віддаленості рівня від центру ділянки. Передбачається, що функцію тренда можна описати за допомогою полінома деякій мірі  $t > 1$ . Значення коефіцієнтів полінома знаходяться методом найменших квадратів. Формули зваженого ковзного середнього в разі, коли згладжування проводиться по многочлену другого ступеня, мають такий вигляд:

для  $p=2$

$$\tilde{Y}_t = \frac{-3 \cdot Y_{i-2} + 12 \cdot Y_{i-1} + 17 \cdot Y_i + 12 \cdot Y_{i+1} - 3 \cdot Y_{i+2}}{35}, t=3, \dots, N-2, \quad (3.4)$$

для  $p=3$

$$\tilde{Y}_t = \frac{-2 \cdot Y_{i-3} + 3 \cdot Y_{i-2} + 6 \cdot Y_{i-1} + 7 \cdot Y_i + 12 \cdot Y_{i+1} + 3 \cdot Y_{i+2} - 2 \cdot Y_{i+3}}{21}, t=4, \dots, N-3. \quad (3.5)$$

згладжування за допомогою ковзної медіани, що дає хороші результати. Алгоритм згладжування за допомогою ковзної медіани полягає в наступному: у вихідному часовому ряду  $Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_N$  розглядаються послідовні трійки елементів ряду. У середині кожної розглянутої трійки значення спочатку переставляються в порядку зростання, а потім береться їх медіана, тобто значення, що знаходиться в середині.

$$\tilde{Y}_t = \text{med}(Y_{t-1}, Y_t, Y_{t+1}). \quad (3.6)$$

Для того, щоб знайти значення ковзної медіани в точці  $t$ , обчислюється медіана значень ряду в тимчасовому інтервалі  $[t - p, t + p]$ . Відповідне значення називається  $(2p + 1)$ - точкової ковзної медіаною. Елементи вихідного ряду розташовуються в порядку зростання, тобто з вихідного ряду

$Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_N$  утворюється ранжируваних ряд. Визначається медіана рангового ряду:

$$med = \begin{cases} Y_{p+1}, & \text{якщо ширина вікна } n=2p+1 \\ \frac{Y_p + Y_{p+1}}{2}, & \text{якщо ширина вікна } n=2p. \end{cases} \quad (3.7)$$

Вище розглянуті симетричні алгоритми для згладжування часових рядів. Разом з ними широке поширення при прогнозуванні часових рядів отримали асиметричні алгоритми [18].

Експоненціальне згладжування. У цьому методі для згладжування поточного значень ряду використовуються всі попередні значень ряду, причому значення вагових коефіцієнтів зменшуються по експоненті в міру віддалення від поточного значення ряду. Формулу експоненціального згладжування можна записати у вигляді виразу, в якому поточне значення ряду залежить від всіх попередніх значень:

$$\tilde{Y}_t = \alpha Y_t + (1-\alpha)\tilde{Y}_{t-1}, 0 < \alpha < 1 \quad (3.8)$$

де  $\alpha$  - параметр згладжування.

Фіктивне початкове значення згладженого ряду приймають рівним першому значенню ряду або середньоарифметичному перших трьох значень ряду:

$$\tilde{Y}_0 = Y_1 \text{ або } \tilde{Y}_0 = (Y_1 + Y_2 + Y_3)/3. \quad (3.9)$$

При виборі величини згладжує параметра  $\alpha$  необхідно враховувати те, що чим вище значення параметра  $\alpha$ , тим менше позначається вплив попередніх рівнів і, отже, меншим виявляється згладжує вплив експоненційної середньої.

Приклад. Попередня обробка і згладжування часових рядів. Розрахунки і побудова графіків виконані в Matlab.

Лістинг 1. Файл - програми алгоритмічні методи згладжування часових рядів:

- Перевірка наявності аномальних значень і їх виправлення  
Получить данні з файлу

У файлі міститися тимчасовий ряд температури повітря за дві доби з аномальними значеннями діючих епізодично у вигляді імпульсного шуму.

```
D = load('TS_1.txt');
    Статистические характеристики временного ряда
My1=mean(TS_1);% Среднее значение
Sy1=std(TS_1); % среднеквадратичное отклонение, несмещенная оценка
disp(['МатОжидание, среднее значение My1=' mat2str(round(My1*100)/100)
', SKO1=' mat2str(round(Sy1*100)/100)]);
```

Для виявлення аномальних значень ряду використовується критерій Ірвіна, згідно з яким аномальною вважається точка, віддалена від попередньої точки на величину більше середньоквадратичного відхилення:

```
for p=2:length(TS_1n);
    LI(p)=(abs(TS_1n(p)-TS_1n(p-1)))/Sy1;
    if LI(p)>1.2, LI_1(p)=1; %Оценка аномального значения по критерию
Ирвина
    else LI_1(p)=0;
    end
end
```

```
k1=find(LI_1); %Определение индексов ненулевых элементов, аномальное
значения по критерию Ирвина
```

```
h=1:length(TS_1);

figure, plot(h,TS_1n,k1,TS_1n(k1),'ro'), grid on,set(gca,'FontName','Arial
Cyr','FontSize',10),
title('временной ряд температур '), xlabel('время,
час') ,ylabel('температура °C'),
legend('местовый временной ряд',' аномальное значения по критерию
Ирвина',3),
```

Виявлені аномальні значення замінюються шляхом інтерполяції по сусідніх п'яти точках з використанням знаходження медіани і середнього значення

```
TS_11=[TS_1(1);TS_1(2);TS_1;TS_1(end-2);TS_1(end-1)];
```

```

TS_1md=TS_1;TS_1me=TS_1;
for p=1:length(k1);
    TS_1md(k1(p))=median([TS_11((k1(p)+2)-2),TS_11((k1(p)+2)-
1),TS_11((k1(p)+2)-0),TS_11((k1(p)+2)+1),TS_11((k1(p)+2)+2)]);
    TS_1me(k1(p))=mean([TS_11((k1(p)+2)-2),TS_11((k1(p)+2)-
1),TS_11((k1(p)+2)-0),TS_11((k1(p)+2)+1),TS_11((k1(p)+2)+2)]);
end

figure, plot(h,TS_1md,k1,TS_1(k1),'ro'), grid on,set(gca,'FontName','Arial
Cyr','FontSize',10),
title('временной ряд с исправленными аномальными значениями median') ,
xlabel('время, час') ,ylabel('температура °C'),
legend( 'исправленный временной ряд',' аномальное значения по критерию
Ирвина',3)

figure, plot(h,TS_1me,k1,TS_1(k1),'ro'), grid on,set(gca,'FontName','Arial
Cyr','FontSize',10),
title('временной ряд с исправленными аномальными значениями mean ') ,
xlabel('время, мин') ,ylabel('температура °C'),
legend( 'исправленный временной ряд',' аномальное значения по критерию
Ирвина',3)(,рис.3.3, рис 3.4,рис3.5)

```

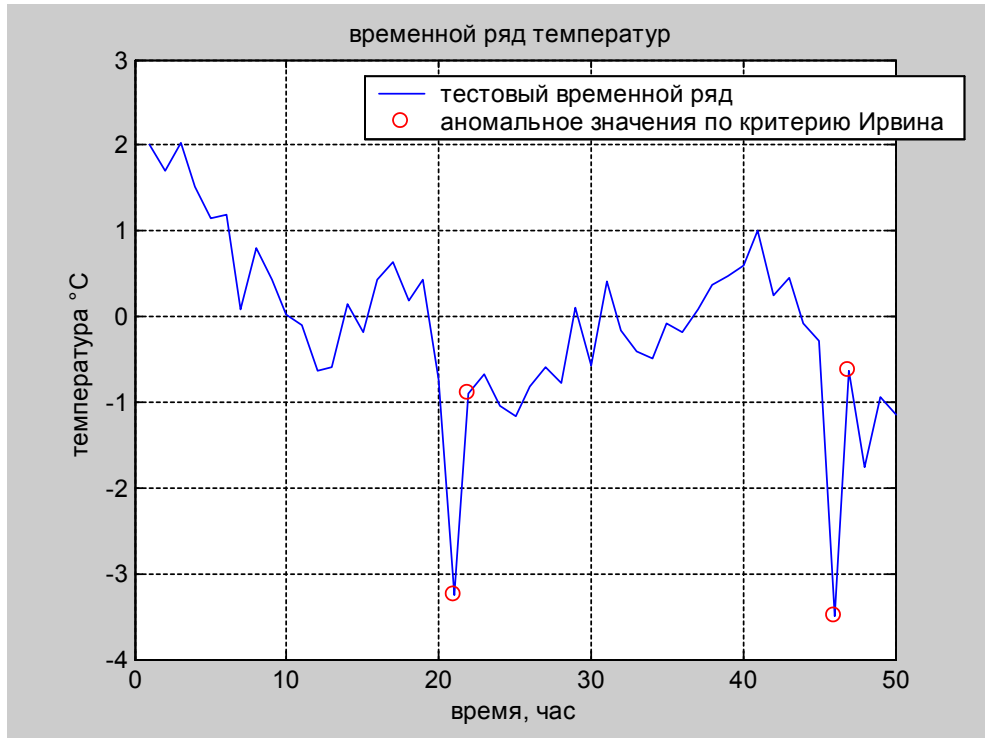


Рисунок 3.3 - Вихідний часовий ряд з аномальними значеннями

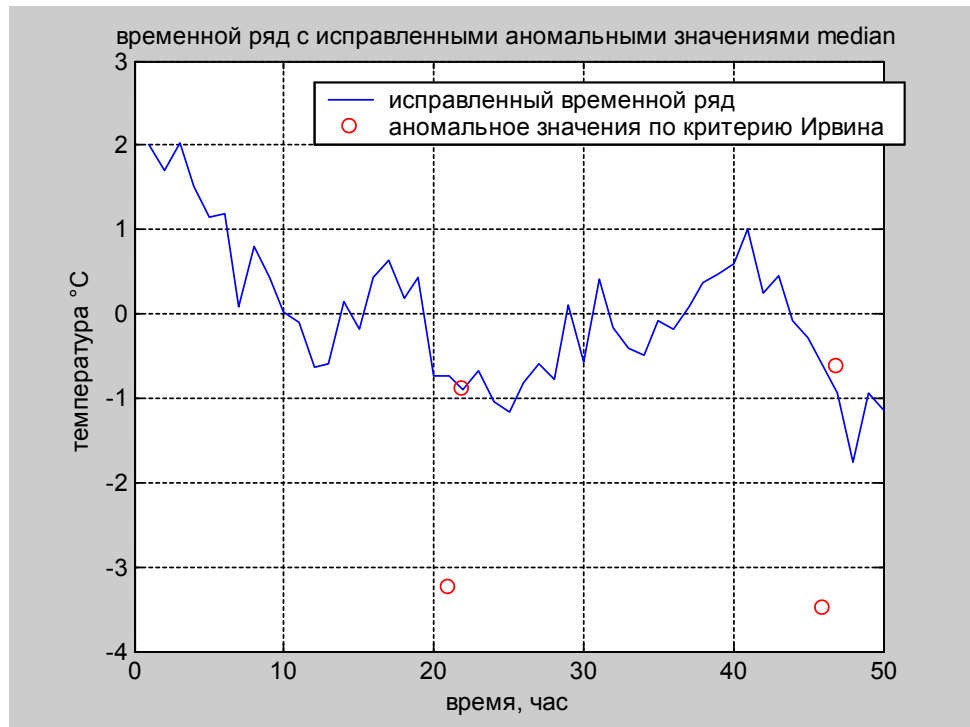


Рисунок 3.4 - Часовий ряд з виправленими аномальними значеннями median

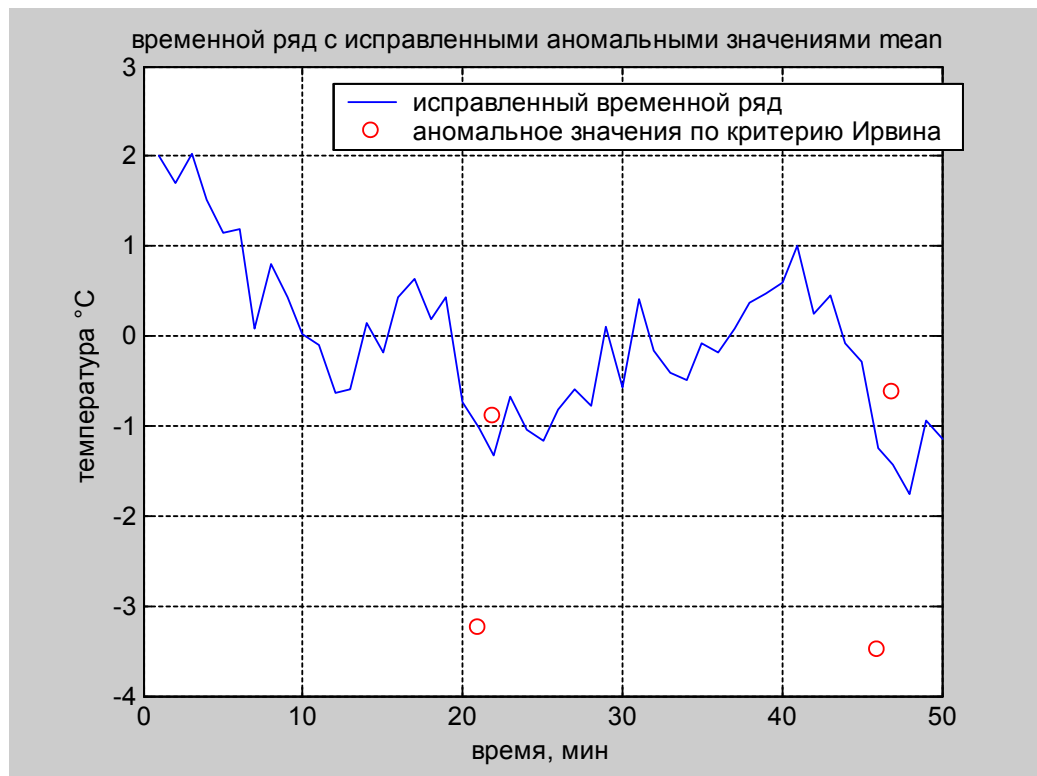


Рисунок 3.5 - Часовой ряд з виправленими аномальними значеннями mean

### 3.1 Згладжування ряду методами змінного середнього

У статистичній літературі під тенденцією розуміють деякий загальний напрямок розвитку. Зазвичай її можна представити графічно більш-менш гладкою траєкторією. Після того як встановлено (графічно або із застосуванням критеріїв), що часовий ряд містить тенденцію розвитку, необхідно визначити поведінку довготривалої складової. Для цього застосовуються такі метод механічного вирівнювання (згладжування), засновані на тому, що фактичні рівні ряду замінюються розрахунковими, що володіють меншою випадковою складовою, ніж вихідні дані. У ряді випадків згладжування ряду розглядається як засіб, що допомагає визначити, як виглядає тенденція розвитку [19].

Згладжування часового ряду дозволяє відфільтрувати дрібні випадкові складові і виявити основну тенденцію зміни досліджуваної величини.

*TS1\_men=smooth(Ts1,5); % Простое(среднеарифметическое) скользящее среднее в окне 5-ти отсчетов*

*figure, plot(h,Ts1,h,TS1\_men,'--r'), grid on,set(gca,'FontName','Arial Cyr','FontSize',10),*

*title('временной ряд температур '), xlabel('время, час') ,ylabel('температура °C'),*

*legend( 'тестовый временной ряд','сглаженный временной ряд mean',3),*

*Взвешенная (средневзвешенная) скользящая средняя. В этом методе каждая из точек входит в общую сумму с весовым коэффициентом w*

*wb=blackman(5); %Окно Бартлера как весовые коэффициенты сумму*

*wh=hanning(5); %Окно Хэннинга*

*Взвешенная скользящая средняя выполняется с помощью операции свертки*

*TS1\_W=conv(Ts1,wh/sum(wh));TS1\_W=TS1\_W(3:end-2);*

*figure, plot(h,Ts1,h,TS1\_W,'--r'), grid on,set(gca,'FontName','Arial Cyr','FontSize',10),*

*title('временной ряд температур '), xlabel('время, час') ,ylabel('температура °C'),*

*legend( 'тестовый временной ряд','Взвешенная средняя временной ряд conv',3),(рис 3.6 та рис3.7)*



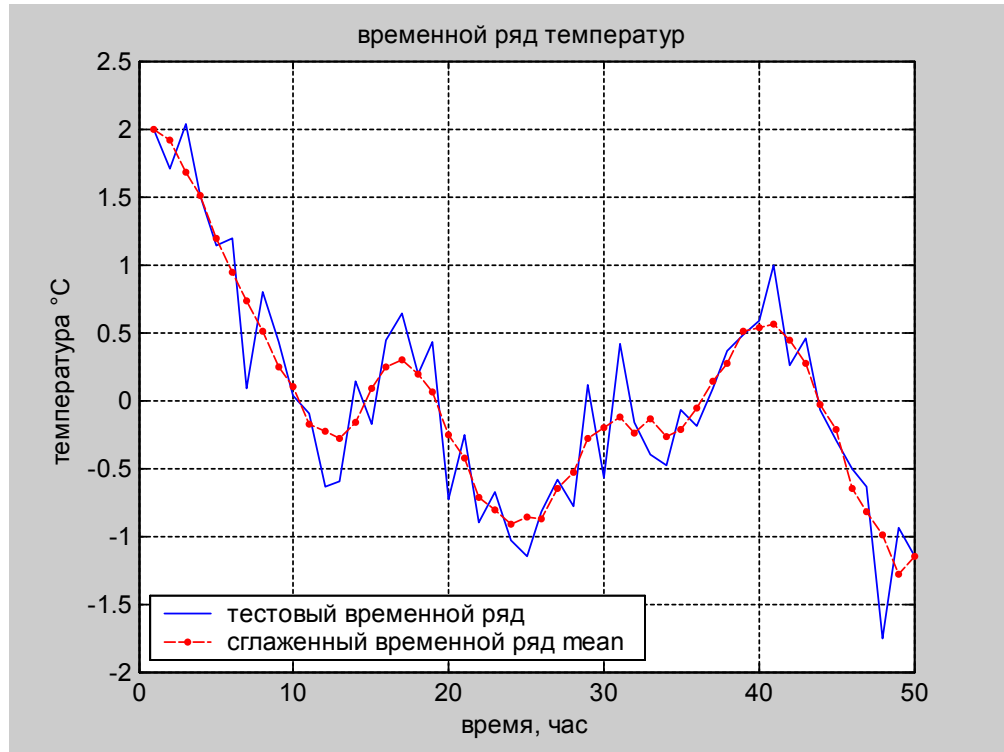


Рисунок 3.6 - Часовой ряд средньоарифметичне ковзне середне

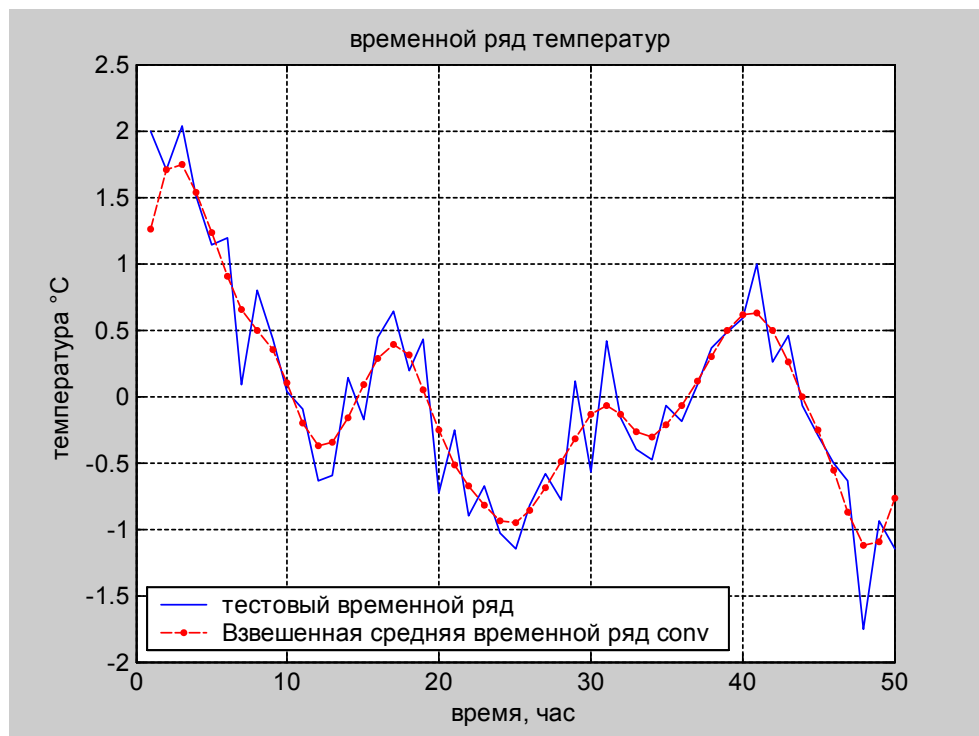


Рисунок 3.7 - Часовой ряд зважене ковзне середне

Скользящее усреднение медианным фильтром

$TS1\_med = medfilt1(Ts1, 5);$  % Скользящее усреднение значений температуры  
медианой в окне 5-ти от

```
figure, plot(h,Ts1,h,TS1_med,'--r'), grid on,set(gca,'FontName','Arial
Cyr','FontSize',10),
title('медианная фильтрация временного ряда температуры') ,
xlabel('время, час') ,ylabel('температура °C'),
legend('тестовый временной ряд',' Медианная фильтрация временной ряд
medfilt',3),(рис. 3.8).
```

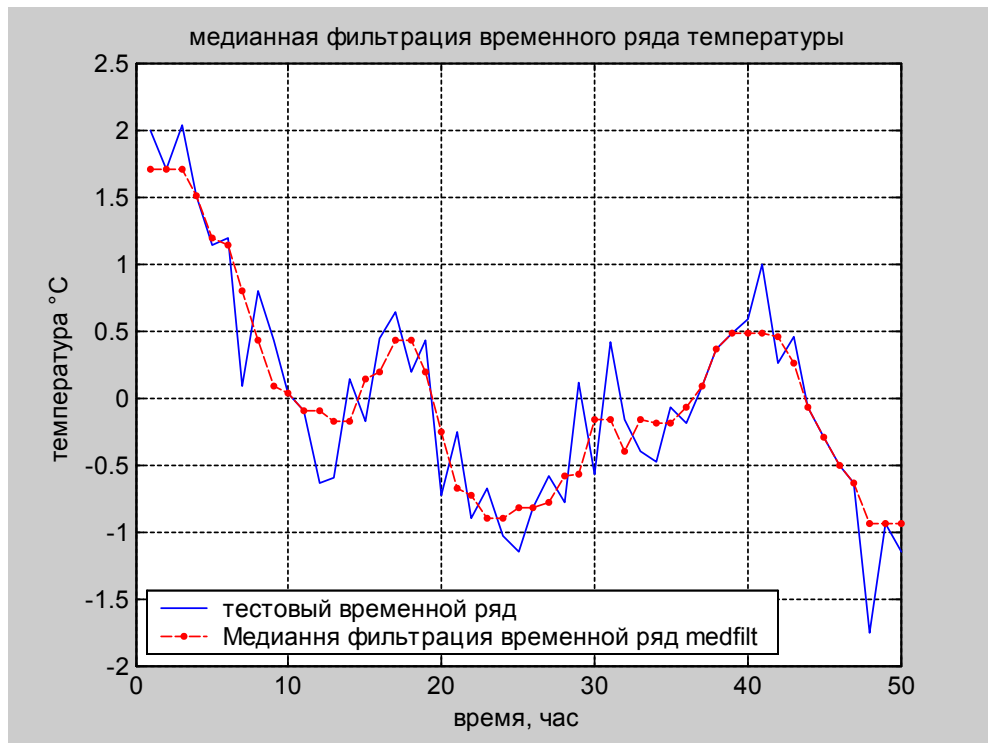


Рисунок. 3.8 - Часовой ряд медіанна фільтрація

Експоненціальне згладжування. У цьому методі для згладжування поточної точки використовуються попередні точки.

```
a=0.3;
for p=2:length(Ts1);
    TS1_E(p)=a*Ts1(p)+(1-a)*TS1_E(p-1);
end
TS1_E=[TS1_E(2:end),TS1_E(end)];
figure, plot(h,Ts1,h,TS1_E,'--r'), grid on,set(gca,'FontName','Arial
Cyr','FontSize',10),
title('Экспоненциальное сглаживание временного ряда температуры') ,
xlabel('время, час') ,ylabel('температура °C'),
```

*legend( 'тестовый временной ряд',' Экспоненциальное сглаживание',3),*  
(рис3.9).

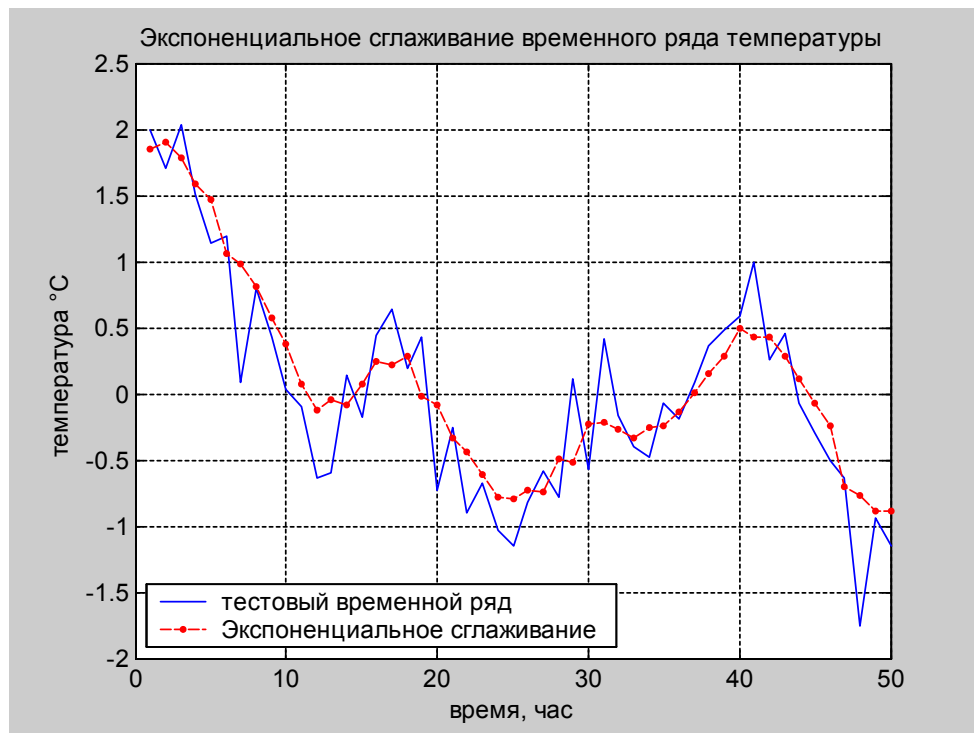


Рисунок. 3.9 - Часовий ряд експоненціально згладжування '

### Порівняння різних методів згладжування

Наступним етапом є оцінка якості побудованої моделі. Модель вважається хорошою зі статистичної точки зору, якщо вона адекватна і досить точна.

Перевірка адекватності моделі реальному явищу - важливий етап прогнозування економічних процесів. Для цього досліджують ряд залишків

$$e_t = y_t - \hat{y}_t \quad e_t = y_t - \hat{y}_t \quad , \quad (3.10)$$

тобто розбіжності рівнів, розрахованих за моделлю, і фактичних спостережень. Найбільш важливими властивостями залишкової компоненти є рівність математичного очікування нулю, незалежність послідовних рівнів ряду залишків, їх випадковість і відповідність нормальному закону розподілу [20].

### 3.2 Виділення залишку - випадкова компонента часового ряду

Виділення залишку - випадкова компонента часового ряду для різних методів згладжування

```

e_men=Ts1-TS1_men;
e_w=Ts1-TS1_W;
e_med=Ts1-TS1_med;
e_e=Ts1-TS1_E';
Оценка статистических параметров остатков сглаживания
M_men=mean(e_men);M_w=mean(e_w);M_med=mean(e_med);M_e=mean(e_e)
; %Среднее значение
S_men=std(e_men); S_w=std(e_w); S_med=std(e_med); S_e=std(e_e);
%среднеквадратичное отклонение,
disp('-----
');
disp('          статистические параметры остатков различных методов
сглаживания');
disp(['среднее значение M_men=' mat2str(round(M_men*100)/100) ', СКО,
S_men=' mat2str(round(S_men*100)/100)]);
disp(['среднее значение M_w=' mat2str(round(M_w*100)/100) ', СКО, S_w='
mat2str(round(S_w*100)/100)]);
disp(['среднее значение M_med=' mat2str(round(M_med*100)/100) ', СКО,
S_med=' mat2str(round(S_med*100)/100)]);
disp(['среднее значение M_e=' mat2str(round(M_e*100)/100) ', СКО, S_e='
mat2str(round(S_e*100)/100)]);
disp('-----
');
          статистические параметры остатков различных методов сглаживания
среднее значение M_men=0, СКО, S_men=0.28
среднее значение M_w=0.01, СКО, S_w=0.28
среднее значение M_med=0, СКО, S_med=0.31
среднее значение M_e=-0.07, СКО, S_e=0.34

```

Після виділення невідповідних компонент (тренда - результату згладжування, ряд залишків є стаціонарним поруч, що дуже істотно для

аналізу часового ряду коли. Залишкова компонента ряду є випадковим процесом типу білого шуму.

Для перевірки гіпотези випадковості можна використовувати автокореляцію залишків і розподіл гістограми. Якщо вид функції, яка описує систематичну складову (тренд), обраний невдало, то послідовні значення ряду залишків не володітимуть властивостями незалежності, так як вони будуть корелювати між собою. У цьому випадку говорять, що має місце автокорреляція залишків [21].

Після виділення невідповідних компонент (тренда - результату згладжування, ряд залишків є стаціонарним поруч, що дуже істотно для аналізу часового ряду коли. Залишкова компонента ряду є випадковим процесом типу білого шуму.

Для перевірки гіпотези випадковості можна використовувати автокореляцію залишків і розподіл гістограми. Якщо вид функції, яка описує систематичну складову (тренд), обраний невдало, то послідовні значення ряду залишків не володітимуть властивостями незалежності, так як вони будуть корелювати між собою. У цьому випадку говорять, що має місце автокорреляція залишків [22].

```
Cv_men,lag]=xcov(e_men,'coeff');% ковариационная функция, масштабирование
```

```
[Cv_w,lag]=xcov(e_w,'coeff');% ковариационная функция, смещенная оценка
```

```
[Cv_med,lag]=xcov(e_med,'coeff');% ковариационная функция, смещенная оценка
```

```
[Cv_e,lag]=xcov(e_e,'coeff');% ковариационная функция, смещенная оценка
```

```
figure, subplot(2,2, 1),
```

```
bar(lag,Cv_men,0.4),grid,xlim([-10 10]),grid on,set(gca,'FontName','Arial Cyr','FontSize',10), title(' корреляционная функция остатка, e-men, '),
```

```
xlabel('лаг') ,ylabel(' амплитуда '),
```

```
subplot(2,2, 2),
```

```
bar(lag,Cv_w,0.4),grid,xlim([-10 10]),grid on,set(gca,'FontName','Arial Cyr','FontSize',10), title(' корреляционная функция остатка, e-w, '),
```

```
xlabel('лаг') ,ylabel(' амплитуда '),
```

```

subplot(2,2, 3),
bar(lag,Cv_med,0.4),grid,xlim([-10 10]),grid on,set(gca,'FontName','Arial
Cyr','FontSize',10), title('корреляционная функция остатка, e-med, '),
xlabel('лаг') ,ylabel(' амплитуда '),
subplot(2,2, 4),
bar(lag,Cv_e,0.4),grid,xlim([-10 10]),grid on,set(gca,'FontName','Arial
Cyr','FontSize',10), title('корреляционная функция остатка, e-e, '),
xlabel('лаг') ,ylabel(' амплитуда '),

```

У ряді випадків при застосуванні деяких методів для прогнозування явищ необхідно перевірити гіпотезу про те, що відхилення від тренда, залишок, підкоряються закону нормального розподілу [24].

Гістограма з накладеним графіком функції щільності розподілу ймовірностей нормального закону. Число інтервалів групування визначається за замовчуванням, як найближче ціле до кореню квадратному з обсягу вибірки.

```

figure, subplot(2,2, 1),
histfit(e_men),grid on,set(gca,'FontName','Arial
Cyr','FontSize',10),title('Гистограмма остатка, e-men '),xlabel('диапазон
значений остатка') ,
ylabel('частота значений в диапазоне остатка'),
subplot(2,2, 2),
histfit(e_w),grid on,set(gca,'FontName','Arial
Cyr','FontSize',10),title('Гистограмма остатка, e-w '),xlabel('диапазон значений
остатка') ,
ylabel('частота значений в диапазоне остатка'),
subplot(2,2, 3),
histfit(e_med),grid on,set(gca,'FontName','Arial
Cyr','FontSize',10),title('Гистограмма остатка, e-med '),xlabel('диапазон
значений остатка') ,
ylabel('частота значений в диапазоне остатка'),
subplot(2,2, 4),

```

```

histfit(e_e),grid
on,set(gca,'FontName','Arial
Cyr','FontSize',10),title('Гистограмма остатка, e-e '),xlabel('диапазон значений
остатка') ,
ylabel('частота значений в диапазоне остатка'),(рис.3.10)

```

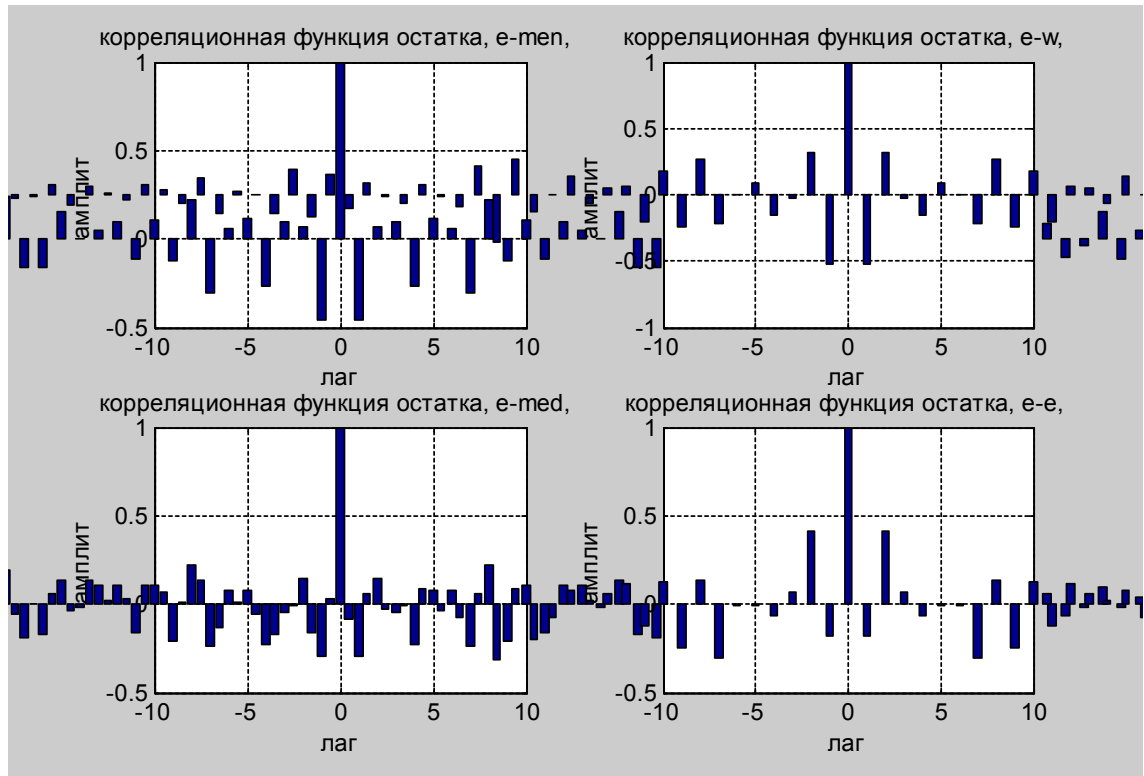


Рисунок 3.10 - Автокореляційна функція залишку для різних варіантів згладжування

Модель вважається хорошою зі статистичної точки зору, якщо вона адекватна і досить точна. Перевірка адекватності моделі реальному явищу - важливий етап прогнозування економічних процесів. Для цього досліджують ряд залишків, тобто розбіжності рівнів, розрахованих за моделлю, і фактичних спостережень. Найбільш важливими властивостями залишкової компоненти є рівність математичного очікування нулю, незалежність послідовних рівнів ряду залишків, їх випадковість і відповідність нормальному закону розподілу.

Оцінка точності моделі. У статистичному аналізі відомо велике число характеристик точності. Найбільш часто, крім середнє відхилення, використовуються:

- максимальна по абсолютній величині помилка

$$E_{\max} = \max |e_t| \quad (3.11)$$

- відносна максимальна помилка

$$E_{\text{отн max}} = \frac{E_{\max}}{\bar{y}} 100\%; \quad (3.12)$$

- середня по модулю помилка

$$|E_{cp}| = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t; \quad (3.13)$$

- середня по модулю відносна помилка

$$E_{\text{отн}} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|e_t|}{y_t} 100\%. \quad (3.14)$$

Ці показники дають уявлення про абсолютну величину помилки моделі і про частку помилки в процентному відношенні до середнього значення результативної ознаки.

Кращою за точністю вважається та модель, у якій всі перераховані характеристики мають меншу величину. Однак ці показники по-різному відображають ступінь точності моделі і тому нерідко дають суперечливі висновки. Для однозначного вибору кращої моделі слід скористуватися або одним основним показником, або узагальненим критерієм: автокореляційною функцією і (або) гістограмою розподілу залишку.



## 4 ПОРЯДОК АНАЛІЗУ ЧАСОВИХ РЯДІВ

Мета аналізу часових рядів зазвичай полягає в побудові математичної моделі ряду, за допомогою якої можна пояснити його поведінку і здійснити прогноз на певний період часу. Аналіз часових рядів включає наступні основні етапи.

Побудова і вивчення графіка. Аналіз часового ряду зазвичай починається з побудови і вивчення його графіка. При аналізі часових рядів зазвичай використовуються наступні методи:

- графічні методи представлення часових рядів і їх супутніх числових характеристик;
- методи зведення до стаціонарним процесам: моделі змінного середнього і авторегресії і видалення тренду;
- методи дослідження внутрішніх зв'язків між елементами часових рядів.

Табличне представлення часового ряду і описові статистики найчастіше не дозволяють зрозуміти характер процесу, в той час як за графіком часового ряду можна зробити досить багато висновків. Надалі вони можуть бути перевірені і уточнені за допомогою розрахунків.

При аналізі графіків можна досить впевнено визначити:

- наявність тренда і його характер;
- наявність сезонних і коливальних компонент;
- ступінь плавності або уривчастості змін послідовних значень ряду

після усунення тренда. За цим показником можна судити про характер і величину кореляції між сусідніми елементами ряду.

Якщо нестационарність часового ряду очевидна, то насамперед треба виділити і видалити нестационарну складову ряду. Процес видалення тренда і інших компонент ряду, що призводять до порушення стаціонарності, може проходити в кілька етапів. На кожному з них розглядається ряд залишків, отриманий в результаті вирахування з вихідного ряду підбіраною моделі

тренда, або результат різницевих і інших перетворень ряду. Крім графіків, ознаками нестационарності часового ряду можуть служити імовірнісних (статистичних) показників у часі. Відповідно, якщо характеристика зазнає змін у часі, то можна говорити про нестационарності.

При класифікуванні нестационарності часових рядів можна виділити три класи:

1. Нестационарність по математичному очікуванню, коли середнє значення характеристики за будь-який період часу значно відрізняється від її середнього значення за інший період;

2. Нестационарність по дисперсії, коли середня мінливість характеристики за будь-який період часу значно відрізняється від середньої мінливості за інший період;

3. Нестационарність по автокореляційній функції (АКФ), коли в різні періоди часу у характеристики відзначається різна частотна структура.

Оцінити стаціонарність можна на підставі теорії перевірки статистичних гіпотез. Для цього тимчасовий ряд розбивається на частини (періоди часу), для кожної з яких окремо розраховуються прості статистики (середнє, дисперсія, АКФ). Розбиття реалізації на окремі інтервали бажано здійснювати, виходячи з закономірностей внутрішньої структури даного процесу, бо будь-яких формальних критеріїв для цього немає. Потім попарно проводиться перевірка рівності цих характеристик для частин рядів. Якщо відмінності виявляються статистично значущими, отже, тимчасовий ряд не стаціонарний по одній або по декількох з розглянутих статистичних характеристик. Якщо розбіжність між імовірнісними характеристиками для всіх інтервалів виявиться незначним, то робиться висновок, що даний часовий ряд є стаціонарним.

Для оцінки незначущості необхідно побудувати довірчі інтервали для всіх цих характеристик. Визначення довірчого інтервалу: довірчий інтервал - це інтервал значень статистичної характеристики часового ряду, відповідний довірчій області статистичного критерію.

Довірчий інтервал:

1) оцінює деякий параметр числовий вибірки безпосередньо за даними самої вибірки;

2) «накриває» значення цього параметра з ймовірністю  $\alpha$ .

Щоб визначити довірчий інтервал, необхідно залучити теорію перевірки статистичних гіпотез. Для того щоб визначити довірчий інтервал для вибіркового середнього арифметичного значення вимірюваної величини при відомій дисперсії її оцінці за даними наявної вибірки, в першу чергу необхідно знайти значення критерію Стюдента  $t_{кр}$  [2]. Потім обчислити значення  $\Delta x$ , за допомогою якого і визначається довірчий інтервал:

$$\Delta x = t_{кр} \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{N}} \quad (4.1)$$

де  $\sigma$  - стандартне (середньоквадратичне) відхилення часового ряду;

$N$  - кількість значень часового ряду.

Власне довірчий інтервал для математичного очікування  $X_{cp}$  визначається за допомогою наступного виразу:

$$(X_{cp} - \Delta x) < X_{cp} < (X_{cp} + \Delta x), \quad (4.2)$$

де  $X_{cp}$  - середнє значення вибірки.

Критерію Стюдента функцією Matlab -  $tinv(P, V)$  служить для розрахунку значень квантилі закону Стюдента для значень ймовірності  $P$  і ступеня свободи  $V$ .

Загальна схема перевірки стаціонарності часового ряду:

1. Перетворити статистичний ряд, розбивши його на дві частини.
2. Для кожної з частин розрахувати математичне сподівання, дисперсію і автокорреляційну функцію.
3. Перевірити гіпотезу про рівність середніх значень двох частин ряду. Зробити висновок про стаціонарності по математичному очікуванню.
4. Перевірити гіпотезу про рівність дисперсій двох частин ряду. Зробити висновок про стаціонарності по дисперсії.

5. Перевірити гіпотезу про рівність коефіцієнтів автокореляції. Зробити висновок про стаціонарності по автокореляційної функції.

Розбиття реалізації на окремі інтервали бажано здійснювати, виходячи з закономірностей внутрішньої структури даного процесу, бо будь-яких формальних критеріїв для цього немає. Потім попарно проводиться перевірка рівності цих характеристик для частин рядів. Якщо відмінності виявляться статистично значущими, отже, тимчасової ряд не стаціонарен по одній або по декількох з розглянутих статистичних характеристик. Якщо розбіжність між імовірнісними характеристиками для всіх інтервалів виявиться незначним, то робиться висновок, що даний часовий ряд є стаціонарним[25].

Довірчий інтервал для дисперсії нормально розподіленої випадкової величини по вибірковій дисперсії  $\sigma^2$ , обчисленої за даними вибірки обсягу  $n$ . Тому при заданій надійності  $\gamma$  - значення ймовірності попадання значення випадкової величини в інтервал  $(-\infty, X]$  і  $(n-1)$  ступенем свободи, довірчий інтервал має вигляд:

$$\frac{(n-1)s^2}{\frac{\chi_{1-\gamma}^2}{2}, n-1} < D_X < \frac{(n-1)s^2}{\frac{\chi_{1+\gamma}^2}{2}, n-1}. \quad (4.3)$$

Значення  $\frac{\chi_{1-\gamma}^2}{2}, n-1$ ,  $\frac{\chi_{1+\gamma}^2}{2}, n-1$  беруть з таблиці розподілу  $\chi^2$  або функцією Matlab -  $chi2inv(P, V)$ , яка служить для розрахунку значення зворотної функції розподілу ймовірностей  $\chi^2$  для параметра розподілу  $V$  і значення ймовірності появи значення випадкової величини  $P$ .

Коррелограма та її застосування.

Як було сказано вище, стаціонарний і нестаціонарний процеси відрізняються один від одного автокореляційною функцією.

Крім того, для характеристики динаміки зміни показників ряду часто використовується поняття автокореляції, яка характеризує не тільки взаємозалежність рівнів одного і того ж ряду, що відносяться до різних

моментів спостережень, але і ступінь стійкості розвитку процесу в часі, величину оптимального періоду прогнозування і т.п.

Ступінь тісноти статистичного зв'язку між рівнями часового ряду, зсунутими на  $\tau$  одиниць часу, визначається величиною коефіцієнта кореляції  $r(\tau)$ . Так як  $r(\tau)$  вимірює тісноту зв'язку між рівнями одного і того ж часового ряду, його прийнято називати коефіцієнтом автокореляції. При цьому  $\tau$  - довжину часового зсуву - називають зазвичай лагом. Коефіцієнт автокореляції обчислюють за формулою

$$r(\tau) = \frac{(n-\tau) \sum_{t=1}^{n-\tau} y_t y_{t+\tau} - \sum_{t=1}^{n-\tau} y_{t+\tau}}{\sqrt{\left[ (n-\tau) \sum_{t=1}^{n-\tau} y_t^2 - \left( \sum_{t=1}^{n-\tau} y_t \right)^2 \right] \left[ (n-\tau) \sum_{t=1}^{n-\tau} y_{t+\tau}^2 - \left( \sum_{t=1}^{n-\tau} y_{t+\tau} \right)^2 \right]}}. \quad (4.5)$$

При великій протяжності досліджуваного ряду розрахунок коефіцієнтів автокореляції можна спростити. Для цього знаходять відхилення немає від середніх корелюється рядів, а від загальної середньої всього ряду. В цьому випадку

$$r(\tau) = \frac{\sum_{t=1}^{n-\tau} (y_t - \bar{y})(y_{t+\tau} - \bar{y})}{\sum_{t=1}^n (y_t - \bar{y})^2}. \quad (4.6)$$

Порядок коефіцієнтів автокореляції визначається тимчасовим лагом: першого порядку (при  $\tau = 1$ ), другого порядку (при  $\tau = 2$ ) і т.д.

Послідовність коефіцієнтів автокореляції рівнів першого, другого і наступних порядків називають автокореляційною функцією. Значення автокореляційної функції можуть коливатися від -1 до +1, але з стаціонарності випливає, що  $r(\tau) = r(\tau)$ . Графік автокореляційної функції називається коррелограмм. Аналіз автокореляційної функції і коррелограмми дозволяє визначити лаг, при якому автокорреляція найбільш висока, тобто за допомогою аналізу автокореляційної функції і коррелограмми можна виявити структуру ряду.

Якщо найбільш високим виявився коефіцієнт автокореляції першого порядку, досліджуваний ряд містить тільки тенденцію. Якщо найбільш високим виявився коефіцієнт автокореляції порядку  $\tau$ , то ряд містить циклічні коливання з періодичністю в  $\tau$  моментів часу. Якщо жоден з коефіцієнтів автокореляції не є значущим, то можна зробити одне з двох припущень щодо структури цього ряду: або ряд не містить тенденцій і сезонних коливань, або ряд містить сильну нелінійну тенденцію, для виявлення якої потрібно провести додатковий аналіз. Тому коефіцієнт автокореляції рівнів і автокорреляційну функцію доцільно використовувати для виявлення в тимчасовому ряді наявності або відсутності трендової компоненти і сезонної компоненти  $S(t)$ .

Приклад. Аналіз часового ряду за даними автоматичної метеорологічної станції. Розрахунки і побудова графіків виконані в Matlab.

Метеорологічне забезпечення господарської діяльності базується на аналізі і прогнозі погоди. Для аналізу метеорологічної ситуації використовуються результати вимірювань, які виконуються за допомогою різних вимірювальних систем наземного базування. В даний час ефективність метеорологічного забезпечення багато в чому залежить від ступеня оснащення сучасним метеорологічним обладнанням і засобами автоматизації. Сучасні автоматичні метеорологічні станції (АМС) можуть вимірювати метеорологічні величини з високою часовою частотою без участі спостерігача. Це відкриває можливості для всебічного аналізу тимчасової структури метеорологічних часових рядів.

Отримана від автоматичних метеорологічних станцій загального і спеціального призначення метеорологічна інформація зазвичай являє собою сукупність синхронізованих часових рядів метеорологічних величин. Тому паралельно з розвитком систем вимірювання удосконалювався і математичний апарат, який використовується для аналізу часових рядів, одержуваних від АМС. Аналіз часових рядів - це сукупність математико-статистичних методів аналізу, призначених для виявлення структури часових

рядів і для їх прогнозування.

Комплекс технічних і програмних засобів для автоматизованої метеорологічної станції призначений для - перетворення і обробки вимірювальної інформації, що надходить від первинних перетворювачів метеовеличин: напрямку і швидкості вітру, метеорологічної дальності видимості, висоти нижньої межі хмар, атмосферного тиску, температури і відносної вологості повітря.

База метеорологічних даних розміщена на сервері за адресою: [https://rp5.ru/Погода\\_в\\_Украине](https://rp5.ru/Погода_в_Украине). За допомогою цієї сторінки можна конкретизувати параметри запиту до бази метеорологічних даних і отримати часовий ряд необхідних значень метеорологічних величин в текстовому вигляді. При роботі з архівом існує можливість вибору дати (рік, місяць, число) і конкретного часу початку необхідної вибірки часового ряду метеорологічних даних. Крім того, можна ввести потрібну довжину часового ряду і дискретність, необхідну для подальшої обробки даних. Тривалість ряду може бути обрана в діапазоні від 1 день до 30 днів, а дискретність вимірювань - від 30 хвилин, що дозволяє використовувати отримані часові ряди для вирішення широкого кола завдань.

Для подальшого аналізу метеорологічної інформації в ПО Matlab виробляємо читання xls або txt файлу і будуємо графік розподіл температури, атмосферного тиску і відносної вологості протягом місяця.

Лістинг 3. Файл - програми аналіз часового ряду за даними автоматичної метеорологічної станції

### *3.1. Чтение файла с метеоданными.*

*Метеостанция Одесса (аэропорт), Украина, METAR=UKOO, выборка с 01.05.2017 по 31.05.2017, все дни с интервалом через каждые 30 минут.*

*функция load позволяет загрузить из указанного txt-файла ранее % сохраненные переменные, а именно - TS\_od1*

```
TS_od1 = load('MD_AVIA_05_2017.txt');
```

*Представление первичных данных из файле txt, выборка с 01.05.2017 по 31.05.2017*

*%TS\_od- номер временного ряда, интервал значение 30 минут*

*%TS\_od(:,1)- температура °C на высоте 2 метра от уровня земли*

*%TS\_od(:,2)- давление в гПа на уровне станции*

*%TS\_od(:,3)- давление в гПа приведенное к уровню моря*

*%TS\_od(:,4)- Относительная влажность, на высоте 2 метра от уровня земли*

*%TS\_od(:,5)- Направление ветра на высоте 12 метра от уровня земли, град*

*%TS\_od(:,6)- Скорость ветра на высоте 12 метра от уровня земли, метр/сек*

*%TS\_od(:,7)- температура °C точки росы на высоте 2 метра от уровня земли*

*TS\_od=TS\_od1;*

*tm=(0:length(TS\_od(:,1)))\*30; % значение независимой переменной временного ряда в минутах*

*tq=(0:length(TS\_od(:,1)))/2; % значение независимой переменной временного ряда в часах*

*td=(0:length(TS\_od(:,1)))/(2\*24)+1; % значение независимой переменной временного ряда в днях*

*%Данные автоматической метеорологической станции «АМАС»*

*figure, plot(tm(1:end-1),TS\_od(:,1)), grid on,set(gca,'FontName','Arial Cyr','FontSize',10),*

*title('временной ряд температур АМАС, 01.05.-30.05.2017') ,*

*xlabel('время, мин') ,ylabel('температура °C'),*

*figure, plot(tq(1:end-1),TS\_od(:,1)), grid on,set(gca,'FontName','Arial Cyr','FontSize',10),*

*title('временной ряд температур АМАС, 01.04.-14.04.2010') ,*

*xlabel('время, час') ,ylabel('температура °C'),*

*figure, plot(td(1:end-1),TS\_od(:,1)), grid on,set(gca,'FontName','Arial Cyr','FontSize',10),*

*title('временной ряд температур АМС, 01.05.2017.31.05.2017') ,*

*xlabel('время, день; ') ,ylabel('температура °C'),*

*figure, stairs(TS\_od(:,1)), grid on,set(gca,'FontName','Arial Cyr','FontSize',10),*



*title('временной ряд температур АМАС, 01.04.-14.04.2010') ,  
xlabel('интервал, лаг') ,ylabel('температура °C'),(рис.4.1)*

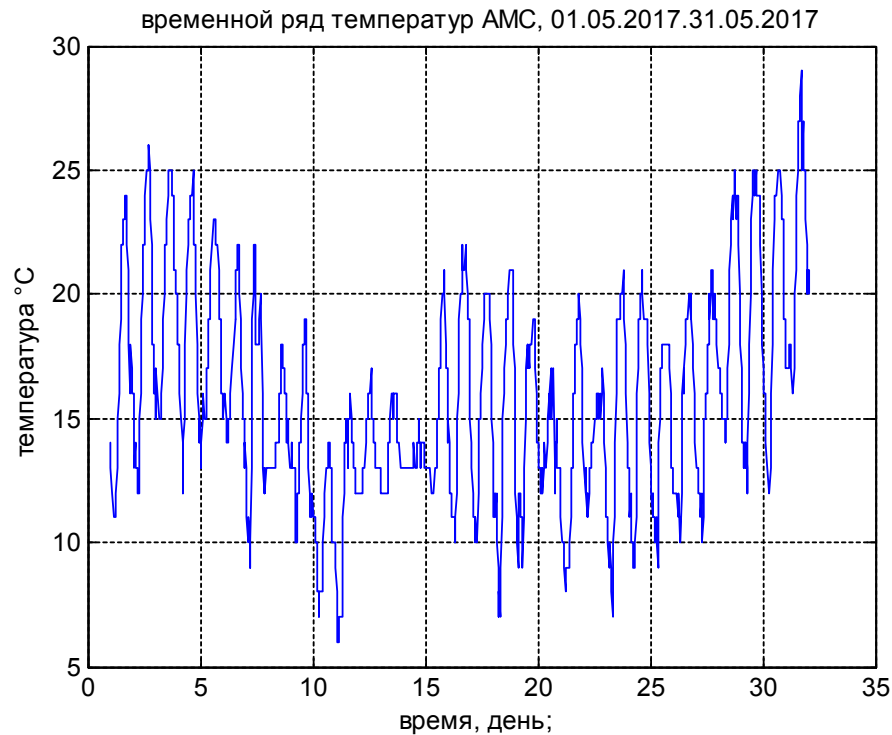


Рисунок 4.1- Часовой ряд температуры АМС.

### Полиномиальная регрессия

```

y = TS_od(:,1);      % в первом столбце значения зависимой переменной
x = td(1:end-1)';   % во втором столбце – независимой переменной
n=2; %степень полинома
p = polyfit(x,y,n);
disp(['коэффициенты полиномиальной регрессионной модели p=' mat2str(p)
', n-й степени n=' mat2str(n)]);

```

Функція дозволяє розрахувати коефіцієнти  $p$  поліноміальної регресійної моделі  $n$ -го ступеня для вибірки  $x$ ,  $y$  методом найменших квадратів, де  $x$  - незалежна змінна,  $y$  - залежна змінна. Залежна і незалежна змінні задаються як вектори з однаковим числом елементів. Вектор коефіцієнтів  $p$  містить  $n + 1$  елемент, розташованих по спадаючій ступеня незалежної змінної відповідно до формули:

```
f=p(1)*x.^2+p(2)*x+ p(3); %Функция регрессии
```

*figure, plot(x,y,x,f,'r'),grid on,title(['временной ряд и функция  
полиномиальной регрессии n=' mat2str(n)]),  
xlabel('независимая переменная'),ylabel('зависимая переменная '), (рис.4.2)*

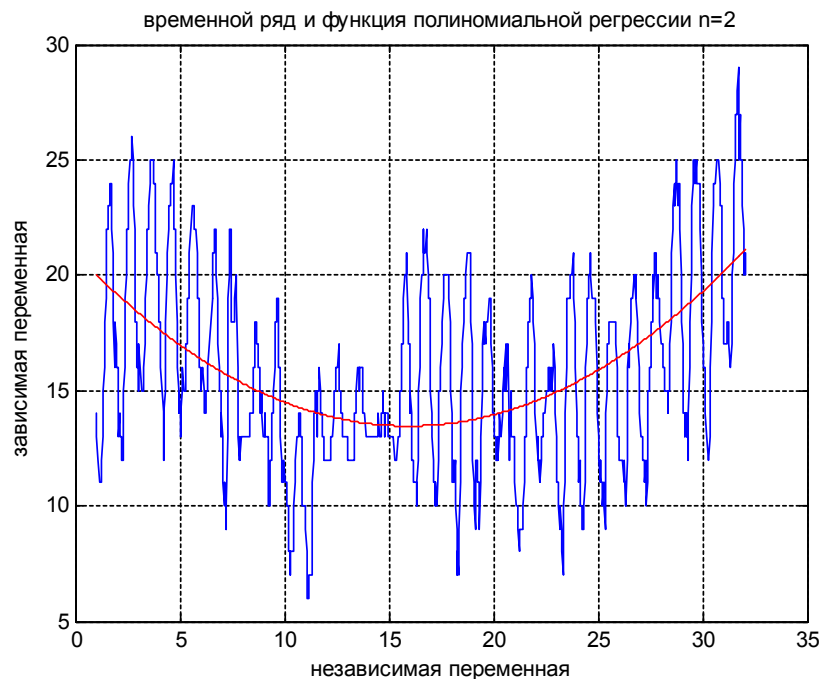


Рисунок 4.2- Временной ряд и его полиномиальная регрессия

#### 4.1 Статистичні характеристики часового ряду

```

My1=mean(y);
Sy1=std(y,1);% среднеквадратичное отклонение, несмещенная оценка
S_2y1=Sy1^2;% дисперсия
disp('Статистические характеристики временного ряда');
disp(['МатОжидание, среднее значение My1=' mat2str(round(My1*100)/100)
', дисперсия S_2y1=' mat2str(round(S_2y1*100)/100) ', СКО1='
mat2str(round(Sy1*100)/100)]);
МатОжидание, среднее значение My1=15.85, дисперсия S_2y1=18.57,
СКО1=4.31

```

Визначення максимального і мінімального значення температури  
 $Maxt1=\max(y(:));$   $mint1=\min(y(:));$

```
disp(['максимальное значение температуры, TS_od(:,1), Maxt1='
mat2str(round(Maxt1)) ' °C' ]);
```

```
disp(['минимальное значение температуры, TS_od(:,1), mint1='
mat2str(round(mint1)) ' °C' ]);
```

максимальное значение температуры,  $TS\_od(:,1)$ ,  $Maxt1=29\text{ }^{\circ}\text{C}$

минимальное значение температуры,  $TS\_od(:,1)$ ,  $mint1=6\text{ }^{\circ}\text{C}$

Для побудови гістограми (еквівалент щільності розподілу ймовірності) необхідно визначити-задати ширину% кожного інтервалу гістограми. На підставі оцінки хв і макс температури, задамося крок гістограми  $dC = 1.0$  град  $^{\circ}\text{C}$ , а кількість градацій (інтервалів) гістограми

$$k=(Maxt-mint)/dC$$

$$dC=0.5;k=(Maxt1-mint1)/dC,$$

$$k=20;$$

```
[his1,hx]=hist(y,k); %гістограмма
```

```
figure, bar(hx,his1),grid on,set(gca,'FontName','Arial
Cyr','FontSize',10),title('Гистограмма частоты значений температуры
'),xlabel('диапазон значений температуры') ,
```

```
ylabel('частота появлений значений в диапазон температуры'), (рис.4.3)
```

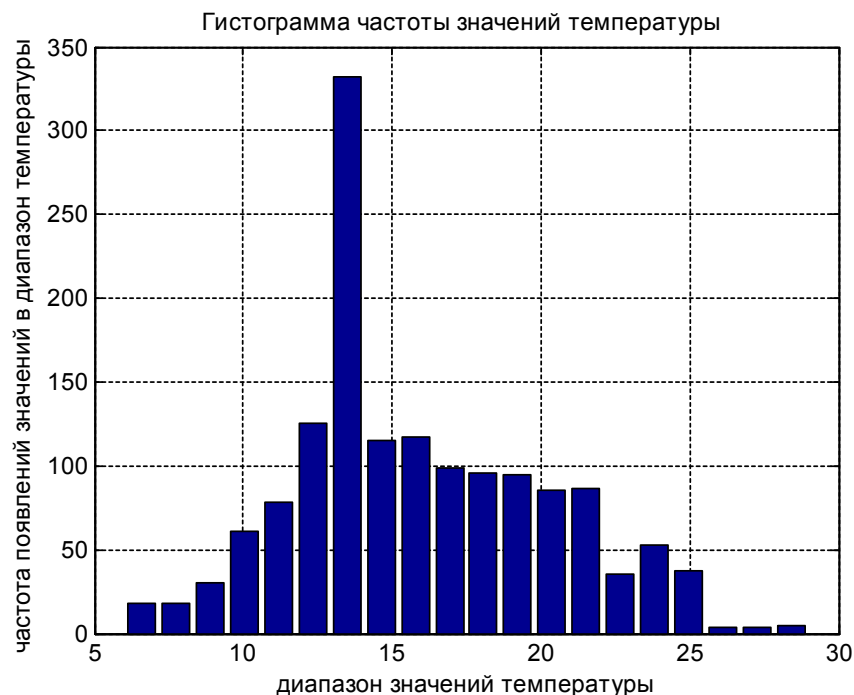


Рисунок 4.3 - Гістограма часового ряду

Автокореляційна функція.

```
% Интервал сдвига - лаг, соответствует 0.5 час
[Cov1,lag]=xcov(y,100,'coeff');% ковариационная функция масштабирование
figure, bar(lag,Cov1),xlim([0 150]),grid,title('ковариационная функция
временного ряда-у, несмещенная оценка') ,
xlabel('лаг,номер интервала сдвига') ,ylabel('амплит-ACF'),(рис.4.4)
```

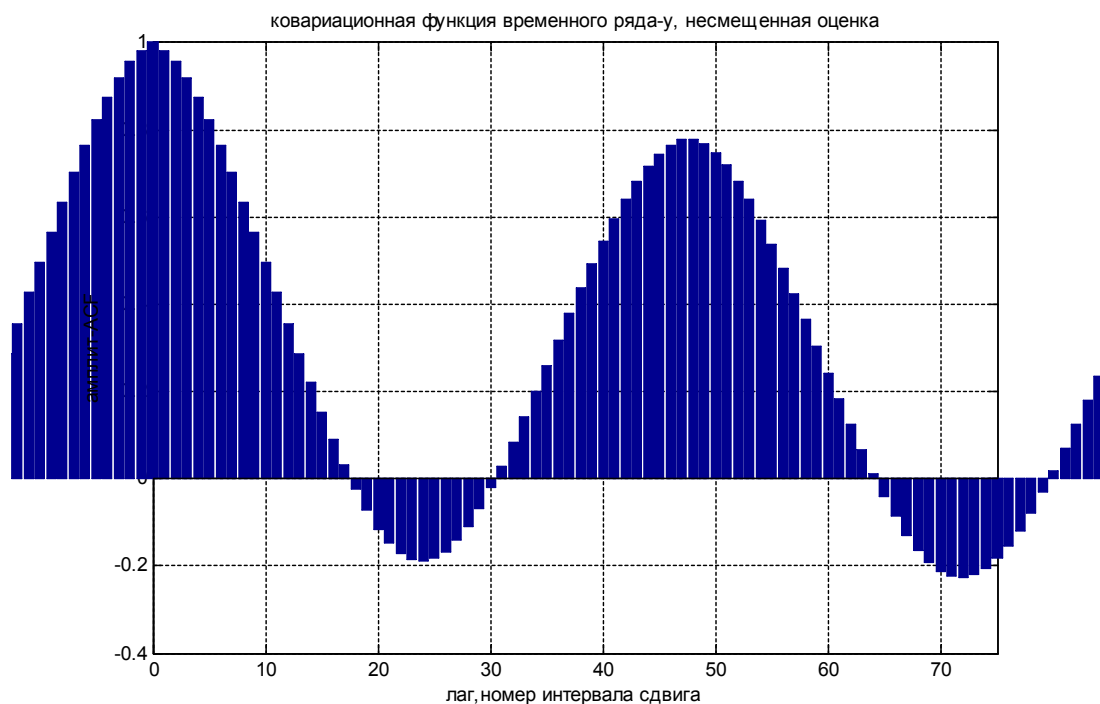


Рисунок 4.4 - Автокореляційна функція часового ряду.

*Анализ временного ряда*

Оценка стационарности временного ряда температуры воздуха.

Разбиваем ряд DTS3 на две части и находим дисперсию и среднее значение

```
N=length(y); n=round(N/2); % n - степень свободы, длина вектора
временного ряда
```

```
Men1=mean(y(1:n));Men2=mean(y(n:end));
```

$SD1=std(y(1:n),1)$ ;  $SD2=std(y(n:end),1)$ ; %среднеквадратичное отклонение, несмещенная оценка

$S\_2D1=SD1^2$ ;  $S\_2D2=SD2^2$ ; %дисперсия

$disp(['\text{МатОжидание, среднее значение Men1='}$   
 $mat2str(round(Men1*100)/100)$  ', дисперсия  $S\_2D1='$   
 $mat2str(round(S\_2D1*100)/100)$  ', количество значений временного ряда  $n='$   
 $mat2str(round(n*100)/100)]$ );

$disp(['\text{МатОжидание, среднее значение Men2='}$   
 $mat2str(round(Men2*100)/100)$  ', дисперсия  $S\_2D2='$   
 $mat2str(round(S\_2D2*100)/100)$  ', количество значений временного ряда  $n='$   
 $mat2str(round(n*100)/100)]$ );

*МатОжидание, среднее значение Men1=15.44, дисперсия  $S\_2D1=16.59$ , количество значений временного ряда  $n=747$*

*МатОжидание, среднее значение Men2=16.26, дисперсия  $S\_2D2=20.22$ , количество значений временного ряда  $n=747$*

*Оцінка довірчого інтервалу для середніх значень двох частин часового ряду температури повітря відповідно до (4.1 - 4.2)*

Зворотна функція розподілу ймовірностей закону Стьюдента, t-критерію Стьюдента  $X = tinv(P,V)$  служить для розрахунку значень квантилі закону Стьюдента для значень ймовірності  $P$  і ступеня свободи  $V$ .

Значення числа ступенів свободи  $V$  має бути позитивним цілим числом. Значення ймовірності  $P$  має перебувати в інтервалі  $[0\ 1]$ .  $V=n$ ; % количество значений временного ряда

$P=0.95$ ; % доверительной вероятности

$t\_kp = tinv(P,V)$ ; % t-критерия Стьюдента

$dx=t\_kp*S\_2D1/(n^0.5)$ ; % значение  $dx$  для определяется доверительный интервал

*%Минимальн и максимальное значение доверительного интервала для среднего значения первой и второй чати временного ряда температуры воздуха*

$Dxmin1 = Men1-dx$ ;  $Dxmin2 = Men2-dx$ ;

$Dxmax1 = Men1+dx$ ;  $Dxmax2 = Men2+dx$ ;

```
disp(['t-критерия Стьюдента=' mat2str(round(t_kp*100)/100) ',
доверительный интервал min среднего значения Dxmin1='
mat2str(round(Dxmin1*100)/100) ', доверительный интервал min среднего
значения Dxmax1=' mat2str(round(Dxmax1*100)/100)]);
```

```
disp(['t-критерия Стьюдента=' mat2str(round(t_kp*100)/100) ',
доверительный интервал min среднего значения Dxmin2='
mat2str(round(Dxmin2*100)/100) ', доверительный интервал min среднего
значения Dxmax2=' mat2str(round(Dxmax2*100)/100)]);
```

```
disp([' доверительный интервал среднего значения первой части
временного ряда Dmen1=' mat2str(round(Dxmin1*100)/100) ' - '
mat2str(round(Dxmax1*100)/100) ', среднее значение Men1='
mat2str(round(Men1*100)/100)]);
```

```
disp([' доверительный интервал среднего значения второй части
временного ряда Dmen2=' mat2str(round(Dxmin2*100)/100) ' - '
mat2str(round(Dxmax2*100)/100) ', среднее значение Men2='
mat2str(round(Men2*100)/100)]);
```

Доверительный интервал среднего значения первой части временного ряда

$Dmen1=14.44 - 16.44$ , среднее значение  $Men1=15.44$

Доверительный интервал среднего значения второй части временного ряда  
 $Dmen2=15.26 - 17.26$ , среднее значение  $Men2=16.26$

- Оцінка довірчого інтервалу для дисперсії двох частин часового ряду температури повітря відповідно до (4.3)

*% X = chi2inv(P,V) Определяет квантиль распределения хи-квадрат с числом степеней свободы V=n соответствующую 95% попадания значения случайной величины в интервал (-бесконечность X].*

*P=0.95;% доверительной вероятности*

*V=n-1; %число степеней свободы .*

*Gm1=(1-P)/2;P1=1-Gm1;*

*Gm2=(1+P)/2;P2=1-Gm2;*

*%Обратная функция распределения хи-квадрат служит для расчета значения обратной функции распределения вероятностей для параметра*

распределения  $V$  и значения вероятности появления значения случайной величины  $P$ .

```

Xmax = chi2inv(P1,V);
Xmin = chi2inv(P2,V);
% доверительный интервал дисперсии
Dsmi1=V*S_2D1/Xmax; Dsmi1=V*S_2D1/Xmin;
Dsmi2=V*S_2D2/Xmax; Dsmi2=V*S_2D2/Xmin;
disp(['дисперсия S_2D1=' mat2str(round(S_2D1*100)/100) ', доверительный
интервал min дисперсия Dsmi1=' mat2str(round(Dsmi1*100)/100) ',
доверительный интервал max дисперсия Dsmi2=' mat2str(round(Dsmi2*100)/
100) ]);
disp(['дисперсия S_2D2=' mat2str(round(S_2D2*100)/100) ', доверительный
интервал min дисперсия Dsmi2=' mat2str(round(Dsmi2*100)/100) ',
доверительный интервал max среднего значения Dxmax2='
mat2str(round(Dxmax2*100)/100)]);
disp([' доверительный интервал дисперсия первой части временного ряда
Dstd1=' mat2str(round(Dsmi1*100)/100) ' - ' mat2str(round(Dsmi2*100)/100) ',
дисперсия S_2D1=' mat2str(round(S_2D1*100)/100)]);
disp([' доверительный интервал дисперсия второй части временного ряда
Dstd2=' mat2str(round(Dsmi2*100)/100) ' - ' mat2str(round(Dsmi1*100)/100) ',
дисперсия S_2D2=' mat2str(round(S_2D2*100)/100)]);
Довірчий інтервал дисперсія першої частини часового ряду Dstd1 = 15.03 -
18.41, дисперсія S_2D1 = 16.59
Довірчий інтервал дисперсія другій частині тимчасового ряду Dstd2 =
18.31 - 22.44, дисперсія S_2D2 = 20.22

```

Аналізуючи отримані дані, можна відзначити, що розбіжності між середніми значеннями і дисперсіями двох вибірок значуще не відрізняються один від одного. Це говорить про те, що даний ряд є стаціонарним за середнім арифметичним значенням, і нестаціонарним по дисперсії. Дисперсія першої частини часового ряду не потрапляє в довірчий інтервал дисперсії другій частині тимчасового ряду і навпаки.

#### 4.2 Анализ залишка часового ряда, після виключення (віднімання) параметричного тренда часового ряду

```

TS_ost=y-f;
figure, plot(td(1:end-1),TS_ost), grid on,title('временной ряд остатка ') ,
xlabel('время, день; ') ,ylabel('температура °C'),
    Статистические характеристики остатка временного ряда
M_ost=mean(TS_ost);
S_ost=std(TS_ost,1);%среднеквадратичное отклонение, несмещенная оценка
C_ost=S_ost^2; %дисперсия
disp('          Статистические характеристики остатка временного
ряда');
disp(['МатОжидание,          среднее          значение          M_ost='
mat2str(round(M_ost*100)/100)          ',          дисперсия          S_ost='
mat2str(round(S_ost*100)/100) ', СКО=' mat2str(round(C_ost*100)/100)]);
    Статистические характеристики остатка временного ряда
МатОжидание, среднее значение M_ost=0, дисперсия S_ost=3.74,
СКО=13.97

k=20;
[hisO,hxO]=hist(TS_ost,k); % гистограмма
    figure,          bar(hxO,hisO),grid          on,set(gca,'FontName','Arial
Cyr','FontSize',10),title('Гистограмма остатка ') ,xlabel('диапазон значений
температуры') ,
    ylabel('частота появлений значений в диапазон температуры'),

% Интервал сдвига - лаг, соответствует 0.5 час
[CovO,lagO]=xcov(TS_ost,100,'coeff');%ковариационная          функция
масштабирование
    figure, bar(lagO,CovO),xlim([0 150]),grid,title('ковариационная функция
остатка временного ряда, несмещенная оценка') ,
    xlabel('лаг, номер интервала сдвига') ,ylabel('амплит-ACF'),(рис4.5,рис
4.6,рис 4.7).

```



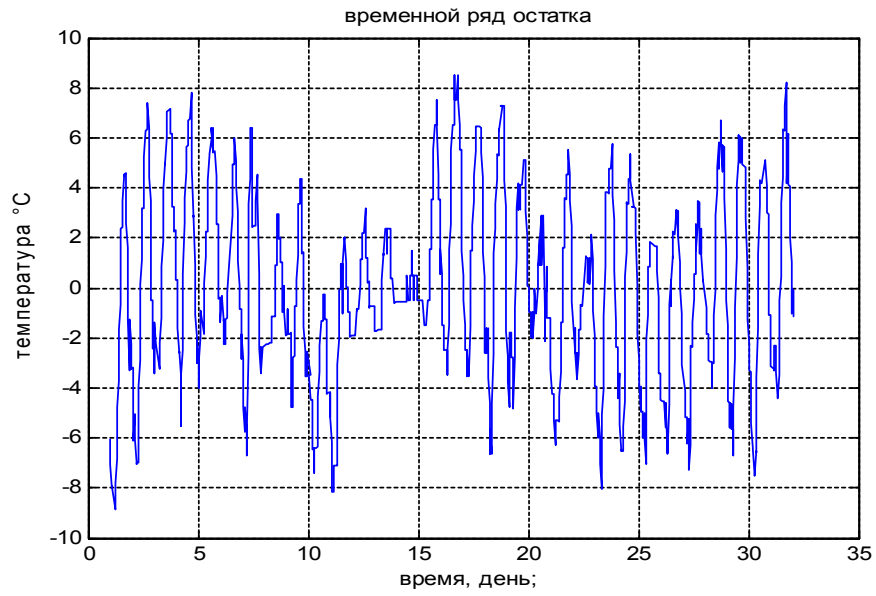


Рисунок 4.5- Часовой ряд залишку

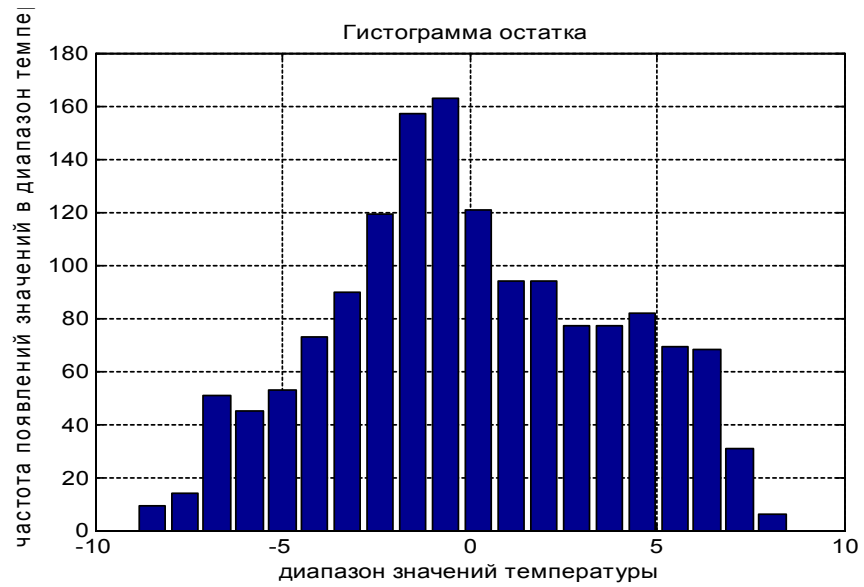


Рисунок 4.6 - Гістограма залишку

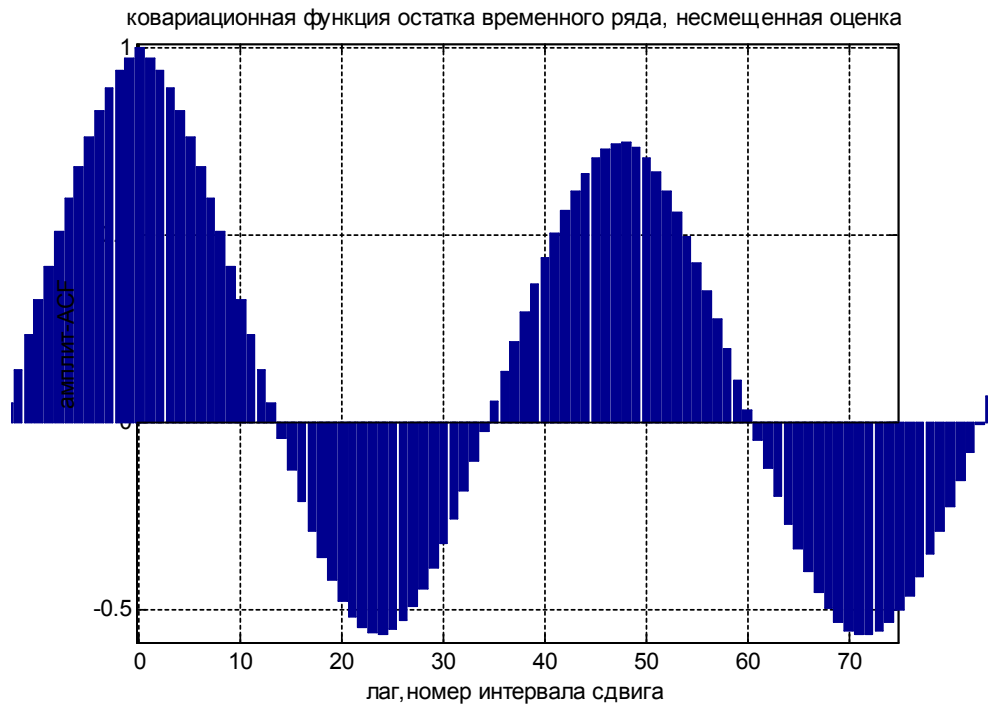


Рисунок 4.7- Автокореляційна функція залишку

Аналіз значень автокореляційної функції дозволяє зробити висновок про наявність періодичних коливань часового ряду з періодичністю 24 години, що відповідає 48 лагу автокорреляції.

У навчальному посібнику викладаються методи аналізу та статистичної обробки часових рядів, одержуваних за допомогою автоматичних метеорологічних станцій загального і спеціального (дорожні, авіаційні та екологічні АМС) призначення, а також лабораторні роботи, які сприятимуть отриманню студентами практичних навичок аналізу часових рядів на ПЕОМ та роботі з архівами та базами метеорологічних даних.

Посібник спрямований на формування у студентів знань в обсязі, необхідному для розуміння основних принципів обробки та аналізу часових рядів з даними метеорологічних спостережень.

## ВИСНОВКИ

Статистичний аналіз, незважаючи на наявність в ньому великої кількості кількісних характеристик і методів їх визначення, це все ще багато в чому професіоналізм, прекрасна область для розкриття творчого потенціалу дослідника. І нехай оволодіння простими базовими методами статистичного аналізу часових рядів метеорологічних величин буде тим кроком, який в подальшому буде сприяти оволодіння цим навиком.

Якщо фактори, що впливали на їх формування в минулому і впливають в сьогоденні, будуть діяти і в майбутньому, то аналіз часових рядів є ефективним засобом прогнозування і управління. Однак критики класичних методів, заснованих на аналізі часових рядів, стверджують, що ці методи занадто прості і примітивні. Інакше кажучи, математична модель, що враховує чинники, що діяли в минулому, не повинна механічно екстраполювати тренди в майбутнє без урахування фізичних моделей і експертних оцінок. Тому в останні роки фахівці розробляли складні комп'ютерні моделі прогнозування, засновані на використанні часових рядів. Виходячи з цього, методи аналізу часових рядів являють собою чудовий інструмент прогнозування (як короткострокового, так і довгострокового), якщо вони застосовуються правильно, в поєднанні з іншими методами прогнозування.

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

1. Восканян К.Л. и др. Автоматические метеорологические станции: в 2 т. Ч. 1. Тактико-технические характеристики: учебное пособие. СПб.: РГГМУ, 2016. 170 с.
2. Восканян К.Л. и др. Автоматические метеорологические станции: в 2 т. Ч. 2. Цифровая обработка данных автоматических метеорологических станций. СПб.: РГГМУ, 2015. 99 с.
3. Вельміскін Д.І. Автоматичні системи метеорологічних вимірювань: Конспект лекцій. Одеса: ТЕС.2010. 82 с.
4. Орлова И.В., Половников В.А. Экономико-математические методы и модели: компьютерное моделирование: Учеб. пособие. М.: Вузовский учебник, 2007. 365с.
5. Афанасьев В.Н., Юзбашев М.М. Анализ временных рядов и прогнозирование: Учебник. М.: Финансы и статистика, 2001. 228 с.
6. Канасевич Э. Р. Анализ временных последовательностей в геофизике. Пер. с англ. В. Н. Лисина. Редактор» пер. д-р техн. наук О. А. Потапов. М.: Недра, 1985. 300 с.
7. Тюрин Ю.Н., Макаров А.А. Анализ данных на компьютере/Под. ред. В.Э. Фигурнова. М.: ИНФРА-М. 2003. 544 с.
8. Сергиенко А.Б. Цифровая обработка сигналов: учебное пособие. СПб.: Питер, 2002. 608 с
9. Вадутов О.С. Математические основы обработки сигналов: учебное пособие / О.С. Вадутов; Томский политехнический университет. – Томск: Изд-во Томского политехнического университета, 2011. 212 с
10. Автоматизированная информационно-измерительная система «Погода». Инструкция. Производство наблюдений на метеорологических станциях, оснащенных АИИС «Погода», 2006. 52 с.
11. Анемометр WAA15A/151. Руководство пользователя. Vaisala, 1996. С.1–6.
12. Базлова Т.А., Бочарников Н.В., Солонин А.С. Автоматизированная система метеорологического обеспечения службы содержания автомобильных дорог. Дороги России XXI века. 2002. № 1. С. 93–95.
13. Базлова Т.А. Автоматизированная информационно-измерительная система «Метео-Трасса» // Строительство и дорожное хозяйство, 2010.
14. Базлова Т.А., Бочарников Н.В., Виноградов М.С. Комплексный

подход к метеорологическому обеспечению и зимнему содержанию дорог на его основе. Государственное научно-производственное предприятие «Спецавтоматика».

15. Богаткин О.Г. Авиационная метеорология: учебник. СПб.: РГГМУ, 2005. 328 с.
16. Григоров Н.О., Саенко А.Г., Восканян К.Л. Методы и средства гидрометеорологических измерений // Метеорологические приборы: учебник. СПб.: РГГМУ, 2012. 306 с.
17. Комплекс АМАС «Авиа-1». Автоматизированное рабочее место наблюдателя. Руководство оператора, 2000.
18. Васильев А.В., Мельникова И.Н. Методы прикладного анализа естественных измерений в окружающей среде. СПб.: Балт. гос. техн. ун-т., 2009. 369 с
19. Гордеева С.М. Практикум по дисциплине «Статистическая обработка гидрометеорологической информации». СПб.: РГГМУ, 2010. 74 с.
20. Pierre Jeannot, Carl Bower, and Bertrand Calpini. 2008 Global Criteria for Tracing the Improvements of Radiosondes over the Last Decades. WMO/TD No.1433, 32 pp
21. Fischer, H., and H.Oelhaf. Remote sensing of vertical profiles of atmospheric trace constituents with MIPAS limb-emission spectrometers. Applied Optics, 1996, 35, 16, 2787–2796.
22. Divakarla, M. G., C. D. Barnett, M. D. Goldberg, et al. Validation of Atmospheric Infrared Sounder temperature and water vapor retrievals with matched radiosonde measurements and forecasts. J. Geophys. Res., 2006
23. Bazlova T.A. Use of radar data for meteorological provision of transport / T.A. Bazlova, N.V. Bocharnikov, V.A. Olenov, A.S. Solonin И Рос. ERAD 2006, Barcelona. p. 360-362.
24. Bryan F.J. Manly Statistics for Environmental Science and Management, 2nd Edition Chapman and Hall /CRC. 2008. 292 p.
25. Tennekes H. Karl Proper and the accountability of numerical forecasting /In New Developments in Predictability. ECMWF Workshop Proceedings, 1991. -127 p.

## Додаток А

### Графічна частина магістерської роботи

ОДЕСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ ЕКОЛОГІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

ГІДРОМЕТЕОРОЛОГІЧНИЙ ІНСТИТУТ

Магістерська робота за темою

«Удосконалення обробки та аналізу метеорологічної інформації у вигляді часових рядів автоматизованих метеорологічних інформаційних систем»

Виконав: ст. гр. МАГ-18

Бурлак Я.І.

Керівник: доц. каф. АСМНС Гор'єв С. А.

Одеса – 2019

#### Додаток А.1 – Тема роботи

### ПОСТАНОВА ЗАДАЧІ

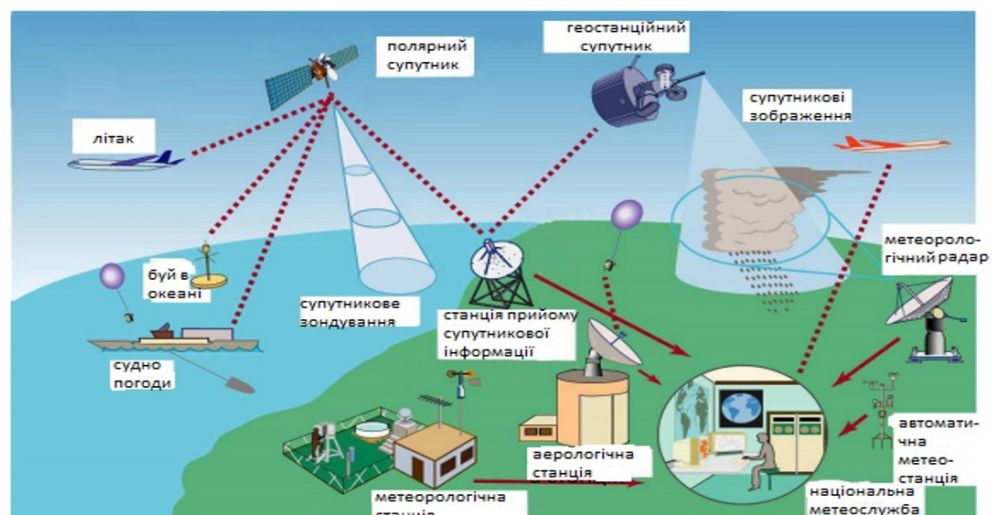
- Особливістю даної роботи є відмова від розгляду кліматичних характеристик приземної температури повітря, що вимагають наявності довгих часових рядів цієї величини (при цьому дискретність вимірювань може бути досить великий), а зосередити свою увагу на дослідженні відносно невеликих (по тривалості загального часу вимірювання) часових рядах, але з малою дискретністю. Така можливість з'явилася з впровадженням в метеорологічну практику АМС. Це дозволило зменшити дискретність вимірювань до 10 секунд отримати і проаналізувати статистичні та інші характеристики часових рядів значень приземної температури повітря.
- В якості окремого предмета дослідження в даній роботі розглянуті можливості виконання поточного прогнозування приземної температури повітря. Вивчення передбачуваності процесів в атмосфері можливо з використанням різних методів. Зокрема, для дослідження часових рядів метеорологічних величин, одержуваних за допомогою АМС, можуть бути використані аналітичні та статистичні моделі. У даній роботі розглядаються можливості використання тільки аналітичних методів до проведення поточного прогнозу значень приземної температури.

#### Додаток А.2 – Постанова задачі

- **Мета кваліфікаційної роботи магістра** – Проаналізувати статистичні характеристики часових рядів приземної температури.
- **Об'єкт роботи** – Одержувана від автоматичних метеорологічних станцій загального й спеціального призначення метеорологічна інформація звичайно являє собою сукупність *синхронізованих часових рядів* метеорологічних величин. У процесі роботи використати метеодані АМС «Погода» й АМОС-АВІО
- **Предмет роботи** – Розробка програмного забезпечення обробки та аналіз статистичних характеристик часових рядів приземної температури повітря
- **Засоби імітаційного моделювання** – пакет прикладних програм (ППП) «MATLAB».

### Додаток А.3 – Мета кваліфікаційної роботи

Глобальна система спостережень (GOS - Global Observing System) здійснює вимірювання численних параметрів атмосфери і поверхні для вирішення наукових і прикладних проблем в інтересах різних наук про Землю - метеорології, океанології, кліматології і т.д. Відзначимо, що ця система постійно вдосконалюється і доповнюється в зв'язку з тим, що багато оптимальні вимоги по вимірах різних характеристик атмосфери і поверхні в даний час ще не вдається виконати.



### Додаток А.4 – Глобальна система спостережень

Високий темп зростання вимог до отримання метеорологічної інформації стимулює розвиток метеорологічних станцій загального призначення. Використання автоматичних метеорологічних станцій (АМС) загального призначення збільшує надійність інформації про метеорологічні величини завдяки застосуванню нових технологій і об'єктивності результатів спостережень і обробки, значно скорочують помилки персоналу. Крім того, це дозволяє отримувати метеорологічні дані в важкодоступних і малообжитих районах.



Додаток А.5 – Автоматична метеорологічна станція загального призначення

#### **Розміщення датчиків АМС «Погода» на метеорологічному майданчику**

АМС «Погода» дозволяє вимірювати температуру і вологість повітря, атмосферний тиск, швидкість і напрям вітру, кількість опадів, що випали. Електроживлення апаратури станції проводиться від однофазної мережі змінного струму при напрузі 220 В ( $\pm 10\%$ ) і частоті 50 ( $\pm 1$ ) Гц. Максимальна споживана потужність - не більше Тисячі Вт. Маса апаратури центрального пристрою системи - не більше 80 кг. Маса датчиків вказана в експлуатаційній документації на відповідні виробі. Середній термін служби АМС «Погода» - 10 років за умови заміни відпрацьованих свій ресурс елементів і виробів, середній час напруцювання на відмову всієї системи - 1000 год, центрального пристрою - 5000 год, середній час відновлення - 3 ч. Центральне пристрій працездатний при температурі від 5 до 40 °С, відносної вологості до 80% (ГОСТ 12997-84)

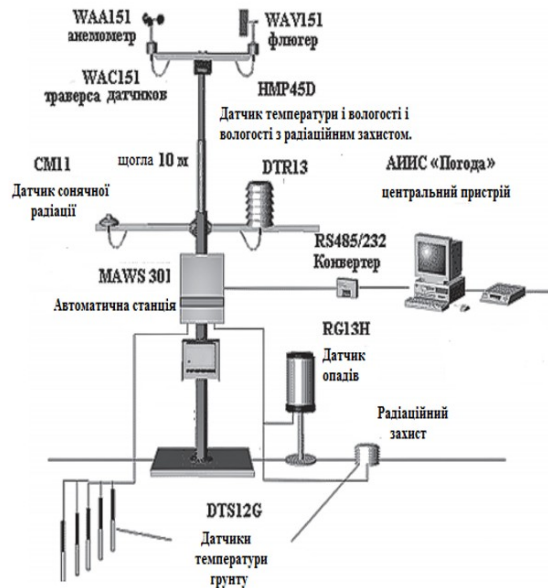




## Додаток А.6 – Розміщення датчиків станції «Погода»

АІВС«Погода»,  
укомплектована датчиками  
фірми Vaisala Oy (Фінляндія).

- датчик параметрів вітру;
- датчик температури і вологості повітря;
- датчик атмосферного тиску;
- датчик температури поверхні ґрунту;
- датчик температури ґрунту;
- датчик опадів;
- датчик метеорологічної оптичної дальності;
- датчик висоти нижньої межі хмар;
- проміжні вимірювальні перетворювачі



## Додаток А.7 – Датчики на станції «Погода»

## АНАЛІЗ СТАТИСТИЧНИХ ХАРАКТЕРИСТИК ЧАСОВИХ РЯДІВ ПРИЗЕМНОЇ ТЕМПЕРАТУРИ ПОВІТРЯ

застосовуються такі методи, які умовно поділяються на дві групи:

1) методи механічного вирівнювання (згладжування), засновані на тому, що фактичні рівні ряду замінюються розрахунковими, що володіють меншою коливанням або випадковим процесом типу білого шуму, ніж вихідні дані. У ряді випадків згладжування ряду розглядається як засіб, що допомагає визначити, як виглядає тенденція розвитку;

2) методи аналітичного вирівнювання, засновані на тому, що приблизно відомий вид тренда в аддитивному розкладанні. Графічне зображення у багатьох випадках дозволяє приблизно виявити тип тенденції часового ряду

### Додаток А.8 – Аналіз статистичних характеристик

- Метод ковзних середніх базується на припущенні, що вважається тривіальним: при визначенні середніх значень випадкові відхилення погашаються.
  - Математично даний метод (Simple Moving Average (SMA)) можна описати таким виразом:
- $$\tilde{Y}_t = \frac{\sum_{i=t-p}^{t+p} Y_i}{2p+1}, \quad p < t < N - p$$
- де  $Y_i$  - вихідний часовий ряд;
  - $\tilde{Y}_t$  – сгладжений часовий ряд;
  - $p$  – кількість спостережень, що стоять по різні боки від згладжувати елемента
  - $(2p + 1)$  - число спостережень, за яким розрачується ковзне середнє, яке так само можна назвати "шириною вікна".



### Додаток А.9 – Ковзні середні

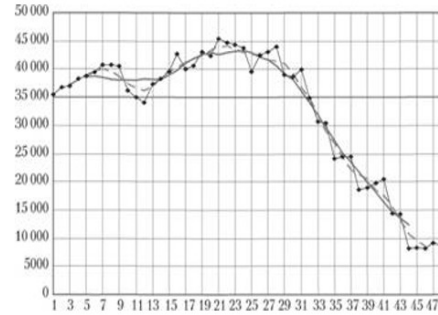
На рисунку 1 показаний згенерований ряд даних і проста змінна середня третього порядку, побудована за нього.

$$\tilde{Y}_t = \frac{Y_{t-1} + Y_t + Y_{t+1}}{3}$$

Проста змінна середня такого порядку вже дозволяє зменшити вплив випадкових відхилень в ряді даних і визначити деяку тенденцію на останніх спостереженнях (рис 2).

Застосування простої ковзної середньої вищого порядку ще сильніше згладжує ряд даних:

$$\tilde{Y}_t = \frac{Y_{t-2} + Y_{t-1} + Y_t + Y_{t+1} + Y_{t+2}}{5}$$

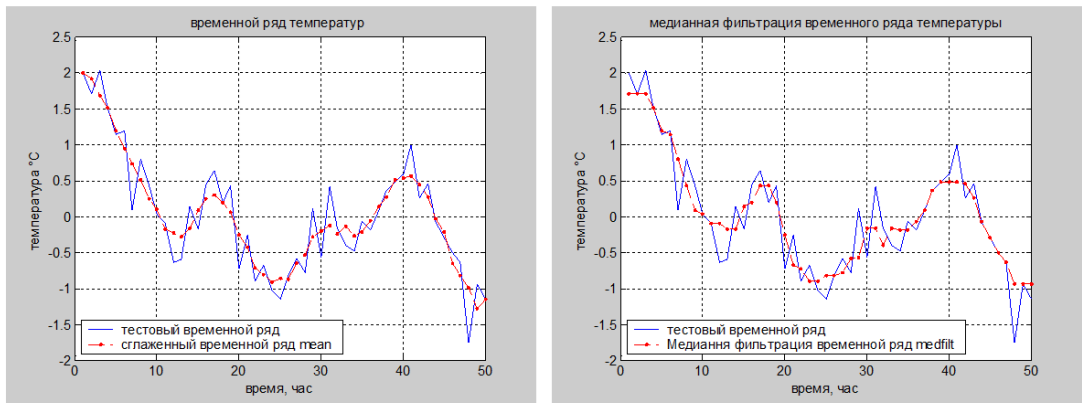


### Додаток А.10 – Ковзна середня вищого порядку

- Формули зваженого ковзного середнього в разі, коли згладжування проводиться по многочлену другого ступеня, мають такий вигляд:
- для  $p=2$
- $\tilde{Y}_t = \frac{-3 \cdot Y_{t-2} + 12 \cdot Y_{t-1} + 17 \cdot Y_t + 12 \cdot Y_{t+1} - 3 \cdot Y_{t+2}}{35}$ ,  $t = 3, \dots, N - 2$ ,
- для  $p=3$
- 
- $\tilde{Y}_t = \frac{-2 \cdot Y_{t-3} + 3 \cdot Y_{t-2} + 6 \cdot Y_{t-1} + 7 \cdot Y_t + 12 \cdot Y_{t+1} + 3 \cdot Y_{t+2} - 2 \cdot Y_{t+3}}{21}$ ,  $t = 4, \dots, N - 3$ .
- Елементи вихідного ряду розташовуються в порядку зростання, тобто з вихідного ряду  $Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_N$  утворюється ранжируваний ряд. Визначається медіана рангового ряду:
- $med = \begin{cases} Y_{p+1} & , \text{ якщо ширина вікна } n = 2p + 1 \\ \frac{Y_p + Y_{p+1}}{2} & , \text{ якщо ширина вікна } n = 2p \end{cases}$ .
- Формулу експоненціального згладжування можна записати у вигляді виразу, в якому поточне значення ряду залежить від всіх попередніх значень:
- $\tilde{Y}_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha) \tilde{Y}_{t-1}$ ,  $0 < \alpha < 1$
- де  $\alpha$  - параметр згладжування.
- Фіктивне початкове значення згладженого ряду приймають рівним першому значенню ряду або середньоарифметичному перших трьох значень ряду:
- $\tilde{Y}_0 = Y_1$  або  $\tilde{Y}_0 = (Y_1 + Y_2 + Y_3)/3$

### Додаток А.11 – Формули зваженого ковзного середнього

## Часовий ряд середнє арифметичне значення та часовий ряд з медіанною фільтрацією



Додаток А.12 – Графіки часового ряду

## Оцінка точності моделі

Оцінка точності моделі. У статистичному аналізі відомо велике число характеристик точності. Найбільш часто, крім середнього відхилення, використовуються:

- максимальна по абсолютній величині помилка

$$E_{\max} = \max |e_i|,$$

- відносна максимальна помилка

$$E_{\text{відносна}} = \frac{E_{\max}}{\bar{y}} 100\%;$$

- середня по модулю помилка

$$|E_{\text{ср}}| = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |e_i|;$$

- середня по модулю відносна помилка

$$E_{\text{ср}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|e_i|}{\bar{y}} 100\%.$$

Ці показники дають уявлення про абсолютну величину помилки моделі і про частку помилки в процентному відношенні до середнього значення результативної ознаки.

### Додаток А.13 – Оцінка точності моделі

## Висновки

Статистичний аналіз, незважаючи на наявність в ньому великої кількості кількісних характеристик і методів їх визначення, це все ще багато в чому професіоналізм, прекрасна область для розкриття творчого потенціалу дослідника. І нехай оволодіння простими базовими методами статистичного аналізу часових рядів метеорологічних величин буде тим кроком, який в подальшому буде сприяти оволодіння цим навиком.

Якщо фактори, що впливали на їх формування в минулому і впливають в сьогоденні, будуть діяти і в майбутньому, то аналіз часових рядів є ефективним засобом прогнозування і управління. Однак критики класичних методів, заснованих на аналізі часових рядів, стверджують, що ці методи занадто прості і примітивні. Інакше кажучи, математична модель, що враховує чинники, що діяли в минулому, не повинна механічно екстраполювати тренди в майбутнє без урахування фізичних моделей і експертних оцінок. Тому в останні роки фахівці розробляли складні комп'ютерні моделі прогнозування, засновані на використанні часових рядів. Виходячи з цього, методи аналізу часових рядів являють собою чудовий інструмент прогнозування (як короткострокового, так і довгострокового), якщо вони застосовуються правильно, в поєднанні з іншими методами прогнозування.

### Додаток А.14 – Висновки

